

**ENTSCHEIDUNGSORIENTIERTE MARKTSEGMENTIERUNG
UNTER BESONDERER BERÜCKSICHTIGUNG
REGIONALER ASPEKTE**

ALEXANDER BARTMANN

~~1989~~

Disbui. München

1989

Entscheidungsorientierte Marktsegmentierung

*unter besonderer Berücksichtigung
regionaler Aspekte*

*Inaugural-Dissertation
zur Erlangung des Grades
Doctor oeconomiae publicae (Dr. oec. publ.)
an der Ludwig Maximilians-Universität
München*

*vorgelegt von
Alexander Bartmann
1988*

Referent: Prof. Dr. Friedrich Hanssmann

Korreferent: Prof. Dr. Elmar Helten

Promotionsabschlußberatung am 22.02.1989

Einleitung	3
Kapitel I Anwendungsfelder der Marktsegmentierung	7
1.1 Regionale Marktsegmentierung	7
1.1.1 Standort- und Sortimentsbewertung	8
1.1.2 Regionale Marktpotentiale	9
1.1.3 Regional differenziertes Marketing	9
1.1.4 Entscheidungsorientierte Regionalsegmentierung	9
1.2 Kundentypologien	12
1.2.1 Life Style - Analyse	12
1.2.2 Zielgruppenbestimmung	14
1.2.3 Kreditscoringsysteme	16
1.2.4 Risiko-Segmentierung im Versicherungsgeschäft	17
1.3 Andere Anwendungen	19
1.3.1 Bedarfsvorhersage für saisonale Großsortimente	19
1.3.2 Preiskalkulation in der Einzelfertigung	21
1.3.3 Kosten im Gesundheitswesen	22
Kapitel II Methoden der Marktsegmentierung	24
2.1 Cluster-Analyse	24
2.1.1 Grundidee und Modellvorstellung	24
2.1.2 Iterative Minimal-Distanz-Methoden	25
2.1.3 Hierarchische Gruppierung	31
2.1.4 Dynamische Optimierung	32
2.2 Diskriminanzanalyse	34
2.3 Andere multivariate Verfahren	36
Kapitel III Entscheidungsorientiertes Konzept der Marktsegmentierung	38
3.1 Anforderungsprofil für eine entscheidungsorientierte Marktsegmentierung	38
3.2 Ein entscheidungstheoretischer Ansatz	41
3.2.1 Problem eines ökonomisch relevanten Zielkriteriums	41
3.2.2 Kardinale Nutzentheorie	45
3.2.3 Regionale Marktanalyse	50
3.2.4 Regional differenziertes Marketing	55
3.3 Schlußfolgerungen für die Marktsegmentierung	57

Kapitel IV	Algorithmen zur interaktiven Marktsegmentierung	59
4.1	Übersicht über das Verfahren und Gliederung in Teilprobleme	60
4.2	Richtungswahl	64
4.3	Optimale univariate Segmentierung	72
4.4	Weitere numerische Überlegungen	78
Kapitel V	Segmentierung der Postzustellbezirke in der Bundesrepublik Deutschland	81
5.1	Beschreibung der Datenbasis	81
5.2	Beschreibung der Software	86
5.3	Grobselektion potentieller Filialstandorte einer Großbank	92
5.4	Weitere Fallbeispiele und Vergleich mit herkömmlichen Segmentierungsansätzen	100
Kapitel VI	Besondere Fragestellungen und Ausblick	101
6.1	Besondere Fragestellungen	101
6.2	Weiterentwicklung des Verfahrens	103
6.3	Anwendung auf andere Probleme	104
	Zusammenfassung	106
	Mathematischer Anhang	109
A.	Grundlagen der Matrixarithmetik	109
B.	Eigenwerte und Eigenvektoren	111
C.	Numerische Verfahren der linearen Algebra	112
	Literatur	114

Einleitung

Unterschiedliches Kundenverhalten legt es nahe, den Kundenkreis hinsichtlich leicht zugänglicher Merkmale in möglichst homogene Gruppen einzuteilen, das Konsumverhalten innerhalb der Gruppen zu analysieren und die eigenen Aktionen am Markt gruppenspezifisch zu optimieren. So kann man etwa feststellen, daß ein geringer Teil der Verbraucher die Majorität der Produkte kauft und daher die Ausgestaltung und Breite von Marketingmaßnahmen ökonomischer und rentabler gestaltet werden können.

Die Marktsegmentierung findet vielfältige Anwendung in Absatzwirtschaft, Distribution, Produktions- und Lagerhaltungsplanung, Preispolitik, Organisation und Investition. Sie kommt dabei in allen Phasen der Willensbildung zum Einsatz. In der Anregungs- und der Suchphase verwendet man die Marktsegmentierung als rein deskriptives Instrument und hofft, durch Gliederung hinsichtlich vernünftig erscheinender Merkmale strukturelle Zusammenhänge aufzudecken, die für das eigene Unternehmen nutzbar gemacht werden können. Schließlich kann man im eigentlichen Entscheidungsakt die günstigsten Handlungsweisen segmentspezifisch auswählen und hat darüberhinaus durch segmentinterne Vergleiche die Möglichkeit einer effizienten Kontrolle.

Für die Anregungsphase mag es durchaus genügen, die Segmentierung relativ grob durch Gliederung hinsichtlich einzelner Merkmale nach Gutdünken durchzuführen. Je näher jedoch der Entscheidungsakt rückt, umso detailliertere Informationen sind erforderlich. Dann ist man auf ein rechnerisches Verfahren angewiesen, das unter Berücksichtigung aller wichtigen und verfügbaren Bestimmungsgrößen eine Einteilung in homogene Klassen vornimmt.

Die Segmente werden üblicherweise mit Hilfe clusteranalytischer Verfahren ohne Rücksicht auf das Produkt, die Fragestellung oder gar die persönliche Risikobereitschaft des Entscheidungsträgers mechanisch gebildet. Dabei ist nicht nur die "richtige" Gewichtung und Normierung der einzelnen Merkmale sowie die Wahl des Homogenitätsmaßes, insbesondere unter Berücksichtigung der konkreten Entscheidungssituation, ungelöst. Allein das Verrechnen von Größen mit den unterschiedlichsten Dimensionen erscheint sehr problematisch. Auch das Fehlen direkter Eingriffsmöglichkeiten in den Segmentierungsprozeß schmälert die Erfolgsaussichten auf die optimale Lösung spezieller Fragestellungen. Hohe Rechenzeiten der üblichen Verfahren sind ein zusätzliches Ärgernis und Hindernis für eine experimentelle Verbesserung der Segmentierung durch Variation von Parametern. Darüberhinaus führen Parameteränderungen zu kaum vorhersagbaren Effekten, und das Ergebnis der Segmentierung in Form von Punktwolken in einem hochdimensionalen Merkmalsraum ist der Anschauung nur schwer zugänglich.

Schließlich stört noch eine Inkonsistenz zwischen algorithmischer Optimierung und realer Problemstellung: eine zu optimistische Fehleinschätzung der Marktsituation führt in der Regel zu weitaus

höheren Kosten als eine zu pessimistische Schätzung. Einzelne positive Ausreißer innerhalb einer sonst homogenen Gruppe sind daher viel eher zu tolerieren als negative. Die verwendeten Algorithmen sind jedoch in dieser Hinsicht symmetrisch.

In dieser Arbeit wird insbesondere auf die Segmentierung des Marktes unter regionalen Gesichtspunkten eingegangen. Sie kann zur Bewertung von Standort und Sortiment oder Schätzung regionaler Marktpotentiale dienen.

Man geht dabei in der Regel von Sekundärstatistiken aus, klassifiziert die Regionen hinsichtlich dieser Sekundärdaten und verknüpft anschließend die Regionaltypen mit Erfahrungen des Unternehmens, z.B. hinsichtlich Volumen und Struktur des Absatzes. Aufgrund der Homogenität innerhalb der einzelnen Regionalklassen sind nun Rückschlüsse auf andere Regionen desselben Typs möglich. Die so ermittelten Schätzwerte dienen als Entscheidungshilfen bei der Wahl von Standort und Struktur der Absatzstellen, der Planung geeigneter Marketinginstrumente, als Zielvorgaben und Kontrollinstrument für Filialen und Außendienst. Voraussetzung dafür ist jedoch, daß die bezüglich der Sekundärdaten homogenen Segmente auch homogen in der Nachfragestruktur sind. Dies ist aber kaum zu gewährleisten, da die üblichen Segmentierungsalgorithmen in keiner Weise auf das Produkt oder die geplante Marketingmaßnahme eingehen.

Ebenfalls weit verbreitet ist die Marktsegmentierung bezüglich soziographischen und psychographischen Merkmalen der einzelnen Konsumenten. Derartige Konsumententypologien finden breite Anwendung im Handel sowie bei Banken und Versicherungen. Die Zuordnung von Persönlichkeitstypen und Konsumgewohnheiten im Rahmen einer Life Style - Untersuchung liefert interessante Informationen für die Produktgestaltung und den Einsatz von Marketingaktivitäten.

Die Marktsegmentierung ist also ein vielfältiges und bedeutendes Instrument für Planung und Kontrolle in verschiedensten wirtschaftlichen Bereichen. Durch Bildung homogener Gruppen gelingt es, detaillierte Informationen zu gewinnen und das eigene Verhalten wesentlich differenzierter zu planen.

Das übliche Vorgehen ist jedoch in Bezug auf die Anwendung in konkreten Entscheidungssituationen in vielen Punkten zu kritisieren. Vor allem eine engere Verbindung der algorithmischen Lösung mit der betriebswirtschaftlichen Problemstellung und ein direkter Durchgriff des Entscheidungsträgers auf die Segmentierung wäre wünschenswert.

Diese Arbeit befaßt sich mit einer auf den eigentlichen Entscheidungsakt ausgerichteten Marktsegmentierung, die sowohl gedanklich als auch formell eng mit der konkreten Problemstellung verbunden ist und die oben genannten Schwächen der herkömmlichen Vorgehensweise zu vermeiden sucht.

Im ersten Kapitel werden verschiedene Anwendungen der Marktsegmentierung diskutiert. Neben der Darstellung der herkömmlichen Lösungsmethoden werden erste Vorschläge für die Modellierung der Fragestellungen unterbreitet, die eine problemorientierte numerische Behandlung möglich machen. Es wurde versucht, eine möglichst breite Palette von Anwendungsfeldern zu beschreiben. Dies dient einerseits dem Nachweis der Bedeutung der Marktsegmentierung, andererseits verschaffen die Beispiele einen Einblick in die Anforderungen, die an ein Segmentiervverfahren zu stellen sind.

Das zweite Kapitel befaßt sich mit den multivariaten Methoden der Statistik, die bei der Marktsegmentierung zur Anwendung kommen. Dazu zählen in erster Linie die Diskriminanzanalyse und die Clusteranalyse. Ihre Kenntnis ist grundlegend für die Entwicklung eines Verfahrens, das unsere Problemstellungen befriedigend löst. Im Vordergrund der Darstellung steht dabei die Relevanz der Optimierungskriterien für unsere Zwecke und die Möglichkeit der Modifikation zur Ausrichtung auf konkrete Entscheidungssituationen.

Auf der Basis dieser Vorüberlegungen widmet sich das dritte Kapitel der konstruktiven Kritik der herkömmlichen Vorgehensweise, aus der ein Anforderungsprofil für eine entscheidungsorientierte Marktsegmentierung abgeleitet wird. Dieses Profil legt die Realisierung des Vorhabens auf einem Personal Computer nahe. Die zentrale Forderung ist eine maximale Integration des Segmentierungsprozesses in das Entscheidungsproblem, die für die algorithmische Lösung ein geeignetes Zielkriterium voraussetzt. Könnte man den ökonomischen Wert einer Segmentierung messen, so wäre dies sicher das beste Optimierungskriterium. Mit Hilfe der kardinalen Nutzentheorie gelingt es, eine plausible Ersatzgröße herzuleiten, die eng mit der Problemstellung verbunden ist, aber auch die wirtschaftliche Situation des Unternehmens und die persönliche Risikopräferenz des Entscheidungsträgers implizit berücksichtigt.

Die algorithmischen Fragen werden im vierten Kapitel behandelt. Dabei soll nicht das ohnehin schon sehr reichhaltige Sortiment an clusteranalytischen Verfahren um ein weiteres bereichert werden, sondern der Entscheidungsprozeß mit den Segmentialgorithmen zu einem harmonischen Ganzen verschmolzen werden, sodaß die durch Separation bedingten Effizienzverluste vermieden werden. Es kam im Hinblick auf eine PC-Lösung vor allem darauf an, Algorithmen auszuwählen bzw. neu zu entwickeln, die auch bei extrem geringem Rechenaufwand befriedigende Ergebnisse liefern. Die notwendigen theoretischen Grundlagen werden im mathematischen Anhang zusammengefaßt.

Schließlich wurde das Verfahren auf einem Personal Computer realisiert und seine Anwendung für die Regionalsegmentierung erprobt. Die Programme sind auf jedem IBM-kompatiblen Personal Computer mit numerischem Koprozessor lauffähig, besonders geeignet für solche mit Maus und Farbgraphikadapter.

Die Erfahrungen mit dem entwickelten Verfahren werden im fünften Kapitel anhand mehrerer Fallbeispiele geschildert und mit den herkömmlichen Methoden verglichen. Neben dem hergeleiteten Zielkriterium, das den ökonomischen Wert einer Segmentierung repräsentieren soll, wurden Lorenzkurven als Darstellungsform für den Vergleich herangezogen. Dabei erweist sich das entwickelte interaktive System durch seine Anschaulichkeit und Flexibilität den üblichen starren Algorithmen in Bezug auf die konkrete Problemstellung deutlich überlegen.

Das sechste Kapitel beschließt die Arbeit mit besonderen Fragestellungen und einem Ausblick auf Weiterentwicklungsmöglichkeiten und andere Anwendungen des in dieser Arbeit vorgeschlagenen Ansatzes.

Diese Arbeit zeigt, daß man die Effizienz der Marktsegmentierung durch präzise und operationale Formulierung des Segmentierungszieles wesentlich steigern kann. Der Vorteil wird durch maximale Integration von kaufmännischem Fachwissen mit rechnerunterstützter zielorientierter Methodik erreicht. So können Typologien ermittelt werden, die auf die konkrete Entscheidungssituation maßgeschneidert sind und der subjektiven Risikopräferenz des Entscheidungsträgers Rechnung tragen. Dazu ist neben einer adäquaten Formulierung des Problems und der Ermittlung einer relevanten Zielgröße die Bereitstellung sehr schneller und für den interaktiven PC-Einsatz geeigneter Algorithmen nötig.

An dieser Stelle möchte ich meinem Doktorvater Herrn Professor Hanssmann für seine stets wohlwollende Unterstützung und sein nachhaltiges Drängen, den entwickelten Methoden einen möglichst engen ökonomischen Bezug zu geben, danken. Des weiteren danke ich Herrn Dr. Ruhland, der mich durch zahlreiche Diskussionen in die Thematik der Marktsegmentierung einführte und mir die benötigten Regionaldaten zur Verfügung stellte. Schließlich gilt mein Dank der Softron GmbH für die Überlassung der technischen Hilfsmittel.

Kapitel I

Anwendungsfelder der Marktsegmentierung

In den vergangenen Jahren wurden viele Versuche unternommen, durch Segmentierung des Marktes detailliertere Informationen zu erhalten und mit diesen die betriebliche Planung und Kontrolle zu verbessern.

Das prinzipielle Vorgehen besteht in einer Einteilung von Objekten (Regionen, Kunden, Produkten) in Gruppen, die hinsichtlich gewisser gut zugänglicher Merkmale (demographische Daten, psychosoziale Eigenschaften, Produkteigenschaften) möglichst homogen und durch einen Idealtyp repräsentierbar sind, und einer anschließenden gruppenspezifischen Ausrichtung der Unternehmensentscheidungen. Dabei wird unterstellt, daß das verwendete Homogenitätsmaß zu einer geeigneten Klassifikation führt, obwohl weder die Art des Produktes noch Besonderheiten einer geplanten Marketingmaßnahme in den Segmentierungsprozeß eingehen.

Die Kritik an diesem etwas naiven Ansatz und seinen Annahmen bildet den Ausgangspunkt dieser Arbeit.

In diesem ersten Kapitel findet sich eine bunte Mischung von Beispielen für den erfolgreichen Einsatz der Marktsegmentierung. Neben der Darstellung der herkömmlichen Vorgehensweise wird exemplarisch gezeigt, wie man Segmentierungsansätze formulieren kann, die auf ein spezielles Problem ausgerichtet sind und auch dann akzeptable Resultate liefern, wenn nicht alle Objekte einer überschaubaren Zahl von Idealtypen zweifelsfrei zugeordnet werden können. Diese Gedanken werden im dritten Kapitel wieder aufgegriffen und mit Hilfe entscheidungstheoretischer Überlegungen vertieft.

Trotz sicherlich gerechtfertigter Kritik an der üblichen Vorgehensweise sind die große Bedeutung der Marktsegmentierung und ihre Erfolge unbestreitbar. Dies soll durch die hier dargestellten Beispiele gezeigt werden, die keinerlei Anspruch auf Vollständigkeit erheben. Sie dienen lediglich als gedankliche Basis für die weiteren Überlegungen.

1.1 Regionale Marktsegmentierung

Ende der 70er Jahre entwickelte die englische Beratergruppe C.A.C.I. das Acorn-System, das auf einer möglichst homogenen Einteilung kleiner regionaler Einheiten hinsichtlich demographischer und ökonomischer Strukturdaten ihrer Bewohner beruht. Ein ähnliches System für Deutschland mit mehr als 10000 Regionaleinheiten ist im Aufbau.

Ausgangspunkt der Analysen (Hendry, Wilde, Ruhland [23]) ist die

Beobachtung, daß sich Menschen bevorzugt in jenen Wohnvierteln niederlassen, deren ethnische, religiöse und soziale Merkmale ihren eigenen am nächsten kommen. Dies führt nach Meinung der Autoren zur Bildung charakteristischer Bevölkerungszusammensetzungen innerhalb regionaler Einheiten. Daraus wird ein Zusammenhang zwischen Regionen eines bestimmten Acorn-Typs und den Konsum- und Lebensgewohnheiten ihrer Bewohner abgeleitet. In den Abschnitten 1.1.1 bis 1.1.3 werden die Möglichkeiten und Stärken des Acorn-Systems aus der Sicht der Autoren Hendry, Wilde und Ruhland [23] dargestellt.

Die Aussagefähigkeit des Systems und die Trennbarkeit der Typen hängen maßgeblich von der obigen Verhaltenshypothese und der Stabilität der Zusammensetzung der Wohnbevölkerung ab. Die Richtigkeit dieser Voraussetzungen ist jedoch nicht ohne weiteres einzusehen. Denn Bevölkerungsbewegungen aufgrund wachsender Industriestandorte oder sich verändernder Präferenzen bezüglich Wohnqualität und Ambiente, Verdrängung sozial schwächerer Bevölkerungsschichten aus Ballungsgebieten mit steigenden Wohnungspreisen und Abwanderungen aus Gebieten mit hoher struktureller Arbeitslosigkeit führen zu ständigen Umschichtungen. Man wird im Extremfall also nur Zwischenstadien und keine Idealtypen vorfinden.

Die aus demographischen und ökonomischen Strukturdaten gewonnene Segmentierung wird üblicherweise unverändert auf die verschiedensten Problemstellungen angewandt. Damit erspart man sich erhebliche Kosten, da die gebräuchlichen Segmentierverfahren einen beträchtlichen Bedarf an Rechenzeit haben und eine kommerzielle CPU-Stunde eines Großrechners mit ca. DM 10.000,- zu Buche schlägt. Freilich nimmt man damit den Nachteil in Kauf, daß diese eine Segmentierung nicht alle Aufgaben gleichermaßen zufriedenstellend lösen kann.

Als logische Folge dieser Kritik wird in Abschnitt 1.1.4 ein individueller Segmentierungsansatz vorgeschlagen, der neben einer engeren Bindung an die konkrete Fragestellung auch das Problem der Mischformen der Bevölkerungszusammensetzung berücksichtigt. Da im dritten Kapitel noch weitergehende Betrachtungen über Regionaltypologien angestellt werden, wird hier nur ein kurzer Überblick über die verschiedenen Einsatzmöglichkeiten gegeben.

1.1.1 Standort- und Sortimentsbewertung

Verfügt ein Unternehmen über repräsentative Kundenadressen, so kann man auf der Basis einer Acorn-Klassifikation die Verteilung der Kunden auf die verschiedenen Acorn-Typen feststellen: das Acorn-Kundenprofil des Unternehmens. Für diesen Zweck können auch Umfragedaten verwendet werden, die mit relativ geringen Verweigerungsraten belastet sind, da auf den Fragebögen nur Postleitzahl und ggf. Zustellpostamt und keine vollen Adressen oder sicherheitsempfindliche Daten erfragt werden. Verknüpft man nun diese Kundenprofile mit dem Regionalprofil eines potentiell neuen Filialstandortes und seines Einzugsgebietes

tes, so erhält man einen Attraktivitätsindex, der den Anteil der eigenen Zielgruppe berücksichtigt und so die fundierte Auswahl eines neuen Standorts aus mehreren Kandidaten ermöglicht.

Die Anwendung dieses Vorgehens auf bereits bestehende Filialen ermöglicht deren Kontrolle unter Eliminierung sozio-demographischer Einflüsse. Differenziert man Teilsortimente, so kann man auf diesem Wege auch Informationen zur Sortimentsgestaltung in Abhängigkeit der Acorn-Typen ermitteln.

Das Acorn-System erlaubt also detaillierte Aussagen zur Standort- und Sortimentsbewertung auf der Grundlage einer aus demographischen und ökonomische Strukturdaten hergeleiteten Regionaltypologie.

1.1.2 Regionale Marktpotentiale

Unterstellt man, daß die in die Acorn-Segmentierung eingegangenen Daten den Kundenkreis eines Produktes zu charakterisieren vermögen, so kann man auf der Basis einer Acorn-Typologie regional kleinräumige Marktvolumina schätzen, ohne in jeder Region eigene Untersuchungen anstellen zu müssen. Dies sei am Beispiel einer englischen Bausparkasse erläutert (Hendry, Ruhland, Wilde [23]). Im Rahmen einer Repräsentativumfrage wurde die durchschnittliche Anzahl von Bausparverträgen pro Kopf der Bevölkerung in den einzelnen Acorn-Typen ermittelt. Zusammen mit dem Regionalprofil des Einzugsgebietes einer Zweigstelle wurden daraus Marktpotentialkennziffern errechnet und den Ist-Beständen gegenübergestellt. So konnten Schwachstellen in der Marktdurchdringung unter besonderer Berücksichtigung einzelner Vertragsformen aufgedeckt werden.

1.1.3 Regional differenziertes Marketing

Das Acorn-System gibt Auskunft über die regionale Verteilung von Zielgruppen. Dadurch ist bei Flugblatt- und Plakataktionen durch selektiven Einsatz eine erhebliche Reduzierung der Media-Streukosten möglich. Dies mag das Beispiel eines großen Waschmittelherstellers (Hendry, Wilde, Ruhland [23]) verdeutlichen:

Aufbauend auf Umfragen stellte man fest, daß man bei einer 30prozentigen Reduzierung der ursprünglich geplanten acht Millionen Wurfsendungen nur eine fünfprozentige Reduzierung der Marktdurchdringung hinnehmen muß.

1.1.4 Entscheidungsorientierte Regionalsegmentierung

Präferenzen für unterschiedliche Produkte hängen in der Regel auf sehr verschiedene Weise von den Parametern ab, die zur Segmentierung herangezogen werden. Daher ist es naheliegend, die Regionaltypologie individuell abzustimmen.

Diese Abstimmung ist mit der Auswahl und Gewichtung der Parameter

jedoch keineswegs erschöpft. Vielmehr sollte die konkrete Fragestellung direkt in den Segmentierungsprozeß einbezogen werden. So erspart man sich auch eine unnötig feine Klassifizierung, die zur Verschlechterung der statistischen Signifikanz führt. Die Zuordnung zu strukturellen Idealtypen ist nicht unbedingt nötig.

Beispiel Standortwahl:

Informationen sind teilweise allgemein und flächendeckend verfügbar, wie bei der amtlichen Statistik, andererseits unter hohem Kostenaufwand nur vor Ort zu ermitteln. Dies legt ein stufenweises Vorgehen und eine hierarchische Segmentierung bei der Standortwahl nahe. Ausgehend von den verfügbaren Sekundärdaten werden völlig unbrauchbare Standortkandidaten eliminiert, sehr gute sofort akzeptiert und die verbleibenden einer detaillierteren Untersuchung mit zusätzlichen Daten unterzogen. Die Kalibrierung des Systems erfolgt aufgrund der bereits bestehenden Filialen, ihrer wirtschaftlichen Kenngrößen, von Analysen der Konkurrenzsituation und Kundenbefragungen.

So können unternehmensspezifisch die Vorteile preiswerter Grobselektion und hoher Trennschärfe detaillierter Information im Einzelfall miteinander kombiniert werden.

Außerdem wäre es wünschenswert, daß das Segmentierungsverfahren auf die konkrete Entscheidungssituation eingeht. Um einen Standort bereits aufgrund der Grobselektion akzeptieren zu können, ist es nicht nur notwendig, daß die Ertragssituation bei Filialen in einem bestimmten Regionaltyp durchschnittlich sehr hoch ist, sondern, daß sie bei möglichst allen Filialen dieses Typs einen günstigen Wert nicht unterschreitet. Bei der Ablehnung eines Standorts wird man eine Fehlklassifikation eher hinnehmen können. Um so speziellen Anforderungen (hier: Asymmetrie) gerecht werden zu können, wurde das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren interaktiv konzipiert.

Aufgrund der individuellen Ausrichtung der Segmentierung dürfte auch die Kontrolle bereits bestehender Filialen durch Standortbewertung besser gelingen.

Beispiel Marktpotential eines Lebensversicherers:

In einer Studie von Ruhland und Wilde [34] wird das regionale Marktvolumen für Lebensversicherungen durch einen Regressionsansatz geschätzt. Neben der Einwohnerzahl ging in die Berechnungen eine prozentuale Aufschlüsselung der Bevölkerung nach Berufsgruppen, Geschlecht, Alter, Schulbildung und Familienstand ein. Eindimensionale Schätzungen (Beruf) konnten 60% der Varianz erklären, mehrdimensionale Schätzungen sogar 86%. Dabei wurde Unabhängigkeit des Einflusses der demographischen Daten auf das Marktvolumen angenommen. Dies ist, wenn man von extremen Bevölkerungszusammensetzungen absieht, auch durchaus plausibel. Jedoch wird man davon ausgehen können, daß der marginale Einfluß einzelner Merkmale stark von den absoluten Werten der anderen Merkmale abhängt.

Daher ist es durchaus erfolgversprechend, die Regionen zuerst grob zu klassifizieren und anschließend individuell für jeden

einzelnen Regionaltyp einen Regressionsansatz zu machen. Ziel der Segmentierung ist also die Einteilung in Gruppen, deren Homogenität sich dadurch ausdrückt, daß die Regression innerhalb der Gruppen einen möglichst hohen Erklärungsgrad aufweist. Das in Kapitel IV entwickelte Verfahren ist zur näherungsweisen Lösung dieses Problems in der Lage.

Beispiel Wurfsendungen:

Für die Auswahl der Zielgebiete sind nicht nur Attraktivitätsindizes der Bevölkerungszusammensetzung, sondern auch die mit der Verteilung der Wurfsendungen verbundenen Kosten maßgeblich. Diese hängen sowohl von der Einwohnerzahl, als auch von der Bevölkerungsdichte und strukturellen Besonderheiten ab. Man wird also versuchen, die Werbeaktion auf jene Gebiete zu beschränken, in denen der Quotient aus Umsatzsteigerung aufgrund der Werbemaßnahme und den dafür anfallenden Kosten einen gewissen Wert nicht unterschreitet. Die erwartete Umsatzsteigerung ist insbesondere in absoluten Zahlen nur schwer zu schätzen; daher wird man als Zielgröße den Quotienten aus einem durch Umfragen und Testaktionen geschätzten Werbeerfolgsindikator je Einwohner und Werbekosten pro Einwohner heranziehen. Aufgabe der Regionalsegmentierung ist es nun, aus den Ergebnissen der Testregionen Zusammenhänge mit demographischen und ökonomischen Merkmalen herzustellen und so flächendeckend Zielregionen ausfindig zu machen. Je nachdem, wie groß der Werbeetat ist, wird man dabei das Augenmerk auf das sichere Auffinden der wirklich interessanten oder auf das Herausfiltern der völlig überflüssigen Regionen lenken. Diese Aufgabe kann nur ein interaktives System bewältigen, das in der Lage ist, auf die oben konstruierte Zielfunktion unter besonderer Berücksichtigung der Selektionspräferenz einzugehen.

Herkömmliche Segmentierungsansätze liefern also durchaus brauchbare Regionaltypologien, die einen wesentlichen Beitrag für fundierte Unternehmensentscheidungen leisten. Aufgrund ihrer Starrheit, der Vernachlässigung produktspezifischer Eigenschaften und Außerachtlassung von Besonderheiten des anstehenden Entscheidungsproblems, ist eine Verbesserung der Ergebnisse gerade durch ein Vorgehen erfolgversprechend, das diese Schwächen überwindet.

1.2 Kundentypologien

Noch detailliertere Informationen über die Gliederung des Marktes erhält man, wenn man, soweit die Fragestellung dies erlaubt und sinnvoll erscheinen läßt, anstelle von Regionen die einzelnen Kunden in homogene Klassen einteilt. Dabei können neben demographischen auch psychosoziale Merkmale oder unternehmensinterne Erfahrungen mit den Kunden berücksichtigt werden.

Aus der Vielzahl der Anwendungen werden hier vier ausgewählt:

Life Style - Analyse,
Zielgruppenbestimmung,
Kreditscoringsysteme und
Risikosegmentierung im Versicherungsgeschäft.

Die Life Style - Analyse ist deshalb besonders interessant, weil sie eine Einteilung der Gesamtbevölkerung in sehr anschauliche Persönlichkeitstypen mit charakteristischen Konsumgewohnheiten liefert. So können Marktlücken erkannt werden, und die Art und die Gestaltung des Angebots eines Produktes oder einer Dienstleistung können auf die Hauptzielgruppe mit ihrem typischen Lebensstil ausgerichtet werden.

Da das Kaufverhalten nach Produkten oder Marken mit diesen allgemeinen Typologien nicht hinreichend genau prognostiziert werden kann, entwickelt man spezielle Segmentierungen zur Bestimmung spezifischer Zielgruppen. Auch die Erklärung des in den achtziger Jahren zunehmend widersprüchlichen Kaufverhaltens wird durch geeignete Gruppenbildung unterstützt.

Eine sehr konkrete Anwendung ist die Überprüfung der Kreditwürdigkeit von Bankkunden. Hier stehen der Bank sehr aussagefähige Informationen über den Kunden zur Verfügung, die in möglichst objektiver Weise in die Entscheidung über die Kreditvergabe einbezogen werden sollen. Da es nicht nur den typisch guten und den typisch schlechten Kunden gibt, liegt eine Segmentierung des Kundenstammes in mehrere möglichst homogene Klassen nahe.

Eine besonders wichtige Rolle spielt die Marktsegmentierung im Versicherungsgeschäft. Innerhalb einer Sparte können Risikosegmente mit unterschiedlichen Schadenverläufen erkannt werden. Darauf aufbauend ist eine differenzierte Preispolitik sowie eine Reduktion der Schadenquote bei Neuabschlüssen durch Schulung von Innen- und Außendienst möglich.

1.2.1 Life Style - Analyse

Für die Regionalsegmentierung stehen fast ausschließlich nur soziodemographische Merkmale zur Verfügung. Diese geben naturgemäß nur ein unscharfes Bild der Konsumgewohnheiten wieder, das durch regionale Aggregation weiter verwischt wird.

Ist man nicht auf regionale Typologien angewiesen, so kann man den einzelnen Kunden aufs Korn nehmen und dabei durch Stichprobenerhebung wesentlich weitergehende Informationen abfragen. Denn Einstellungen und Verhaltensweisen spiegeln sich am stärksten in psychographischen Merkmalen wider (Wells [49], D. und J. Stein-

hausen [44]), die Aufschlüsse über das Selbstbild des Verbrauchers geben, also wie er sich selbst sieht und gesehen werden will.

Geht man davon aus, daß es typische Verhaltensmuster gibt, so liegt eine Einteilung der Bevölkerung gemäß ihres Lebensstils nahe. Seit den sechziger Jahren werden Life Style - Untersuchungen von der Werbeagentur Leo Burnett (Chicago) in Zusammenarbeit mit der Universität Chicago und dem Marktforschungsinstitut Market Facts durchgeführt (D. und J. Steinhausen [44], S. 13). Die erste Life Style - Untersuchung in Deutschland wurde von Leo Burnett zusammen mit IRES-Marketing begonnen. Die Datenbasis ergab sich aus einer Quota-Stichprobe von 4000 Personen im Alter von 16 bis unter 70 Jahren, die gemäß Geschlecht, Alter, Schulbildung, Ortsgröße und Bundesland ausgewählt wurde. Die Daten wurden kombiniert durch Interview und Fragebogen erhoben, wobei 286 AIO-Statements (Activities, Interests, Opinions) auf einer 7-Punkte-Likert-Skala abgefragt wurden. Daneben enthielten die Fragebögen 25 soziodemographische Merkmale, 68 Produktfelder (Verbrauchsintensität, Marke, spezieller Verwendungsanlaß) sowie 84 Medien.

Mit Hilfe eines clusteranalytischen Verfahrens (hier: Minimaldistanz bei Varianzkriterium, siehe 2.1.2) wurden acht weibliche und sieben männliche Lebenscharaktere ermittelt, mit Namen und "typischem Paßbild" gekennzeichnet und bezüglich ihres Verhaltens anschaulich beschrieben (D. und J. Steinhausen [44], S. 24 - 31):

1. Johanna, die altmodische Pflichtbewußte (18% aller Frauen zwischen 16 und 70 Jahren),
2. Herta, die negative Passive (12%),
3. Erika, die unscheinbare Großstadtfrau (5%),
4. Anneliese, die überzeugte Hausfrau und Mutter (13%),
5. Uschi, die unfertige Amüsierfreudige (16%),
6. Barbara, die positiv Emanzipierte (12%),
7. Vera, die intelligent-aggressive Antihausfrau (14%) und
8. Waltraud, die gefällige Hausfrau und Mutter (10%),

sowie

1. Christian, der antiautoritäre junge Mann mit Ambitionen (16% aller Männer zwischen 16 und 70 Jahren),
2. Heinz, der unscheinbare Arbeiter (12%),
3. Ludwig, der erfolgreiche Traditionalist (16%),
4. Erich, der national-autoritäre, aggressive Rentner (14%),
5. Volker, der flotte Mann ohne Haltung (14%),
6. Gunther, der moderne Vater und Karriereemann (15%) und
7. Bernd, der ausgeglichene Individualist (13%).

Diese Einteilung wirkt auf den ersten Blick sehr überzeugend, insbesondere wenn man die Unterschiede in den Konsumgewohnheiten zwischen den Gruppen betrachtet (D. und J. Steinhausen [44], Abbildung 6 und 7). Die ersten Zweifel tauchen jedoch auf, wenn man Menschen seines Bekanntenkreises einzuordnen versucht. Man

findet kaum Personen, die den Beschreibungen eines Typs voll entsprechen. In der Regel vereinen sie Teile der Eigenschaften von zwei oder drei Charakteren. Besonders kritisch ist dieser Tatbestand, wenn jemand Persönlichkeitszüge einer Klasse besitzt, aber die Konsumgewohnheiten einer anderen aufweist. Denn die Idee obiger Segmentierung ist, Zielgruppen eines Produktes charakterlich zu beschreiben und die Marketingaktionen daran auszurichten. Auch die Produktgestaltung soll nach Meinung der Autoren vom Käufertyp abhängig gemacht werden. So legt etwa "Christian" als Intensivnutzer von Stereoanlagen Wert auf technische Funktionalität, während der weitere Intensivverwender "Gunther" primär den Prestigewert der Anlage und ihr Design beachtet. Zusammenfassend kann man sagen, daß eine Einteilung in Persönlichkeitstypen detaillierte Informationen für Marketing und Produktgestaltung liefert, jedoch eine gewisse Unschärfe aufweist durch die zumindest teilweise künstliche Reduktion auf eine geringe Zahl von Charakteren, die unverändert ohne Rücksicht auf ein spezielles Produkt oder eine konkrete Fragestellung Verwendung finden. Damit liegt die Stoßrichtung für eine eventuelle Verbesserung des Verfahrens auf der Hand.

1.2.2 Zielgruppenbestimmung

Da also generelle Typologien keine hinreichend detaillierten Aussagen zulassen, liegt die produktspezifische Segmentierung des Kundenkreises nahe. So wurden etwa in einer Untersuchung über das Kosmetikverhalten (Gruner & Jahr [18]) folgende Typen unterschieden, sowie psychographisch und nach ihrem Verbrauchsverhalten genauer beschrieben:

- aufgeschlossener Kosmetik-Typ
- Kosmetikfan
- Hautproblem-Typ
- Mindestpflege-Typ und
- Wasser- und Seife-Typ.

Daraus wurden Informationen über das Kaufverhalten bezüglich Einkaufsort, Preis und Marke gewonnen.

Allerdings hat sich in letzter Zeit die Erklärungskraft auch solcher produktspezifischer Typologien bezüglich der Markenwahl als zunehmend gering herausgestellt (Böcker, Gierl, Meier [6]). Dies wird in [6] darauf zurückgeführt, daß das Verhalten der einzelnen Käufer in sich widersprüchlich ist. Als Beispiele werden unter anderem die Nerzmäntel tragende Porschefahrerin, die bei Aldi einkauft, genannt oder der Berufstätige, der mittags eine Fast Food-Kette aufsucht, während er abends in Nobelrestaurants verkehrt. Auch die Kombination hochwertiger und billiger Waren, z.B. Ikea- neben Stilmöbeln, hat in den achtziger Jahren immer weitere Verbreitung gefunden. Um derartig widersprüchliches Verhalten erklären zu können, schlagen Böcker et al. [6] folgende Einteilung der Käufer nach ihrem Preisverhalten bei Gütern des privaten Konsums und solchen mit demonstrativem Wert vor.

		Güter des demonstrativen Konsums werden	
		billig	teuer
		gekauft	
Gütern des privaten Konsums werden	billig	Billig- Käufer	Demonstrativ- Käufer
	teuer	Bescheiden- Käufer	Teuer- Käufer

Abbildung 1

Diese Segmentierung zielt auf die Erklärung von Inkonsistenzen im Konsumverhalten durch Berücksichtigung sozial orientierten Verhaltens, Snobeffekte und Modeeinflüsse. Freilich kann man in der Regel von einer solchen recht allgemeinen Typologie keine direkte Verhaltensentscheidung für ein Unternehmen ableiten, im Zusammenhang mit anderen Segmentierungsansätzen sollte man jedoch diese Idee im Auge behalten.

Für die Lösung konkreter Probleme scheinen also produktspezifische Typologien nach wie vor die größte Bedeutung zu haben, wenn auch die zusätzliche Berücksichtigung inkonsistenter Verhaltensmuster geboten erscheint.

Für jegliche quantitative Planung ist eine detaillierte Prognose von zentraler Bedeutung; dies gilt insbesondere für die Einführung neuer Produkte.

Standop [42] beschreibt anhand einer Produktinnovation im Bankbereich - dem goldenen Sparbuch - wie eine Segmentierung dabei als Grundlage dienen kann. Ausgehend von der Akzeptanz des Publikums seit der Produkteinführung werden diese in interessierte und weniger interessierte Kunden eingeteilt und nach Merkmalen, die der Bank zur Verfügung stehen, mittels Diskriminanzanalyse segmentiert. Da in der Regel die prozentuale Verteilung auf die Gruppen in der Gesamtheit aller Kunden von der der bereits vom neuen Produkt informierten abweicht, ist so eine wesentlich genauere Schätzung des Restpotentials möglich.

Als zentrales methodisches Problem erweist sich die Aufteilung in Gruppen, die hinsichtlich der Akzeptanz des neuen Produktes möglichst homogen sind, unter ausschließlicher Verwendung anderer gut zugänglicher oder bekannter Merkmale. Da die üblichen Verfahren der multivariaten Statistik (siehe Kapitel II) nicht in der Lage sind, dieses Problem befriedigend zu lösen, werden wir in dieser Arbeit auch auf algorithmische Fragen eingehen.

1.2.3 Kreditscoringsysteme

Herkömmliche Kreditvergabesysteme verlangen vom Sachbearbeiter, die Entscheidung über die Ausreichung eines Kredites innerhalb allgemeiner Richtlinien der Bank aufgrund seiner persönlichen Erfahrungen zu treffen. Um eine objektive Beurteilung der Bonität eines Kunden und eine geringere Fehlerrate zu erreichen, bietet sich ein auf statistischen Methoden aufbauendes Punktbewertungs- oder Kreditscoringsystem an. Dies eignet sich vor allem für Konsumenten- und Ratenkredite, da sie eine weitgehend homogene und umfangreiche Klasse mit standardisierbaren Merkmalen bilden (Häußler [19]).

Häußler [19] teilt die Kredite in zwei Klassen ein:

1. "gute", die ordnungsgemäß zurückgezahlt werden, und
2. "notleidende" oder "schlechte", bei denen Verzögerungen bei den Ratenzahlungen auftreten oder ein gänzlicher Ausfall zu verzeichnen ist.

In [19] stehen für jeden der insgesamt 1000 Kredite 20 Merkmale zur Verfügung, die neben darlehensspezifischen Informationen und Angaben über die persönlichen Verhältnisse des Antragstellers auch bankinterne Erfahrungen einbringen.

Bei der empirischen Untersuchung [19] dieser beiden Klassen ergab sich ein signifikanter Unterschied der Mittelpunkte im Merkmalsraum sowie der Kovarianzmatrizen. Dabei wurde auch ein statistisch signifikanter Unterschied der Verteilung von der Normalverteilung festgestellt.

Der empirische Vergleich multivariater Diskriminierungsverfahren brachte nur geringe Unterschiede zu Tage. Dabei waren allerdings Fehlklassifikationsraten von ca. 25% zu verzeichnen. Dies deutet darauf hin, daß es sich um sehr heterogene Gruppen handelt, die durch eine Linearkombination der Merkmalswerte nicht sauber getrennt werden können.

Daher wurde von Feilmeier, Fergel und Segerer [12] versucht, mittels Clusteranalyse eine größere Zahl homogener Gruppen zu finden. Allerdings mußte festgestellt werden, daß die Clusteranalyse trotz exzessiver und rechenzeitintensiver Anwendung die in sie gesetzten Erwartungen nicht erfüllen konnte.

Die Gründe für die insgesamt recht unbefriedigenden Ergebnisse können mannigfaltiger Art sein.

Einerseits ist fraglich, ob die Datenbasis alle relevanten Einflußgrößen berücksichtigt. So könnten auch hier psychosoziale Merkmale wesentlich aussagekräftiger sein als Alter oder Familienstand. Ein Problem ist dabei freilich die Verfügbarkeit solcher Parameter, da man kaum erwarten kann, daß sich jeder Antragsteller einem psychologischen Test unterzieht. Gewisse Hinweise kann man jedoch aus äußerlichen Merkmalen wie Kleidung, Automarke, Schmuck etc. erhalten, die in geeigneter Weise zu objektivieren sind.

Andererseits können auch die verwendeten Segmentierungsmethoden unzureichend sein. Eine Diskriminanzanalyse ist zur Trennung heterogener Klassen von Kunden hoher bzw. geringer Bonität nicht geeignet, während eine Clusteranalyse zunächst nur die in die

Segmentierung eingehenden Merkmale berücksichtigt und die Gruppen erst anschließend auf Kreditwürdigkeit untersucht werden. Dabei treten die für die Clusteranalyse typischen Probleme der Gewichtung der Merkmale und Auswahl einer Zielfunktion auf.

Schließlich sollte beachtet werden, daß eine Fehlklassifikation einen unterschiedlich hohen Schaden anrichtet, da der Verlust der Kreditsumme sicher schwerer wiegt als ein entgangener Zinsertrag. In diesem Zusammenhang wäre eine feinere Einteilung der notleidenden Kredite sicher zweckmäßig.

Die ermittelten Kundensegmente sollten objektiv bewertbar sein. Dabei spielt nicht nur der durchschnittlich zu erwartende Gewinn, sondern auch das Risiko eine grosse Rolle. So kann man durchaus bei etwas geringerem Durchschnittsertrag ein Segment mit einem hohen Anteil von Rückzahlungsproblemen ohne Ausfall einem anderen Segment mit Totalausfällen der Kreditsumme vorziehen.

Das in Kapitel III und IV entwickelte Verfahren nimmt eine Zwischenstellung zwischen Diskriminanz- und Clusteranalyse ein. Es ist bereits während des Teilungsvorganges in der Lage, die Segmente auf subjektiven Präferenzen des Entscheidungsträgers aufbauend rational zu bewerten. Daher bestehen begründete Hoffnungen, daß es auch für diese Anwendung Fortschritte bringen kann.

1.2.4 Risiko-Segmentierung im Versicherungsgeschäft

Die Analyse von Risiken gehört zu den ureigensten Eigenschaften eines jeden Versicherungsunternehmens. Dabei kann man sich nicht nur auf die Ermittlung einer durchschnittlichen Schadensquote beschränken, sondern muß Charakteristika für hohe Risiken finden, um diese aus allgemeinen Tarifen auszusondern und so die Wettbewerbsfähigkeit zu erhalten.

Es gibt eine Reihe von Indizien dafür, daß einige Versicherungsunternehmen in Deutschland eine bessere Spartenstrategie verfolgen als andere. Wie aus einer Reihe von Abbildungen in der Publikation von Muth und Kühl [31] hervorgeht, gibt es Unternehmen mit überdurchschnittlicher Schaden- und Kostenquote, die gleichzeitig Marktanteile verlieren. Anderen gelingt es, gegen den Markttrend die eigene Position auszubauen bei gleichzeitig günstigen Schaden- und Kostenquoten.

Der Versuch, den Problemsparten mit klassischen Methoden durch Anpassungsklauseln beizukommen, zeigte auch nur bedingt Wirkung. Nach Muth und Kühl [31] gehen die traditionellen Ansätze an den eigentlichen Ursachen für den Ertragsverfall vorbei:

- Undifferenzierter Wettbewerb über den Preis ohne den Versuch, Spezialitäten in Deckungspaketen, technischem Know-how, Service oder Vertrieb aufzubauen;
- undifferenzierte Preispolitik, die unterschiedliche Schadenverläufe von Risikosegmenten innerhalb einer Sparte nicht berücksichtigt;
- mangelnde Informationen über den Einfluß von Risiko-Merkmalen, die nicht im Tarif berücksichtigt sind;

- zu späte Anpassung von Preispolitik und Versicherungssummen an inflationäre Entwicklungen und steigenden Wohlstand;
- übermäßiges Umsatzdenken im Innen- und Außendienst.

Daher wird in [31] eine systematische Risikosegmentierung innerhalb der Sparten gefordert, die differenzierte Entscheidungen über Akquisition, Zeichnung, Preis und Rabatt ermöglicht. Diese Segmentierung unterliegt jedoch gewissen spezifischen Restriktionen. So muß darauf geachtet werden, ob die Differenzierung - etwa regionaler Art - mit der Unternehmensphilosophie vereinbar ist. Auch zu komplizierte Zuordnungsvorschriften sind nicht brauchbar. Daher kommen die herkömmlichen Verfahren der Cluster- bzw. Diskriminanzanalyse hier nicht in Betracht. In [31] wird eine schrittweise Verfeinerung der Klassifizierung durch Teilung gemäß jeweils eines Merkmals vorgenommen. Dies erscheint mir etwas zu grob, da auf diese Weise nur eine sehr geringe Zahl charakteristischer Größen berücksichtigt werden können. Statt dessen wäre m.E. eine hierarchische Segmentierung vorzuziehen, bei der in jedem Schritt Indikatoren aus mehreren inhaltlich verwandten Merkmalen gebildet werden. Diese Idee liegt dem in Kapitel III und IV dieser Arbeit dargestellten Ansatz zugrunde. Auch die regionale Gliederung in 5 Klassen (Süd, Nord, Mitte, Berlin und Westen) erscheint ineffizient. Hier könnte eine auf die Schadenshäufigkeit abgestimmte Regionaltypologie erheblich zur Abgrenzung unterschiedlicher Risiken beitragen.

Ähnlich wie die Regionaltypologien in 1.1 demonstrieren die hier untersuchten Beispiele die Wirksamkeit der Marktsegmentierung. Bei konkreten Fragestellungen entsteht jedoch das Bedürfnis nach einer flexiblen Segmentierungsmethodik, die speziellen Bedürfnissen auch unter unternehmensspezifischen Restriktionen gerecht wird. Effizienz kann daher nur durch Orientierung an einer aussagefähigen Zielgröße und direkte Eingriffsmöglichkeiten in den Teilungsprozeß erreicht werden.

1.3 Andere Anwendungen

Zum Abschluß dieses einführenden Kapitels möchte ich noch einige Anwendungen darstellen, an die man im Zusammenhang mit der Marktsegmentierung nicht sofort denkt. Sie unterstreichen, daß Segmentierungsansätze in vielfältiger Weise nutzbar gemacht werden können und der Phantasie dabei keine Grenzen gesetzt sind.

1.3.1 Bedarfsvorhersage für saisonale Großsortimente

Besonders erstaunlich ist die Bedarfsvorhersage für Saisonartikel via Marktsegmentierung.

In einer Arbeit von Späth [36] wird diese Möglichkeit für den Versandhandel untersucht. Im Versandhandel müssen die Dispositionen für die kommende Saison oft schon Monate vorher getroffen werden. Eine Unterdeckung führt zu Lieferschwierigkeiten und damit zu Kundenunzufriedenheit, eine Überdeckung zu erheblichen Kosten, um die Restposten loszuschlagen. Denn im Gegensatz zu Kaufhäusern haben Versandhandelsunternehmen nicht die Möglichkeit der Preisherabsetzung in einem Schlußverkauf und müssen ihre Restware daher über Sonderwerbung oder betriebseigene Kaufhäuser, deren Absatzkapazität auch nur begrenzt ist, vertreiben.

Verhältnismäßig gut ist die Situation für die von Februar bis Juli laufende Frühjahr/Sommer-Kollektion. Im Januar erhalten besondere Kunden bereits einen Vorkatalog, der häufig durch Preisnachlässe sofortige Bestellungen fördert. Durch Vergleich mit der vorangegangenen Parallelsaison sind Hochrechnungen mittels Dreisatz auf den Gesamtbedarf möglich. Diese sind jedoch nach Späth [36] im Detail recht ungenau. Außerdem verleiten die Preisanreize zum einseitig verstärkten Kauf teurer Artikel und damit zu einer Verzerrung der Prognose.

Späth [36] schlägt ein differenzierteres Verfahren vor. Ausgangspunkt ist die Hypothese, daß durch die verhältnismäßig hohe Konstanz des Vertriebssystems und durch das bei wiederkehrenden Jahreszeiten sich ähnelnde Verhalten der Käufer sich typische Nachfrageverläufe ergeben, die sich nur hinsichtlich ihrer Intensität unterscheiden. Ausgehend von Vergangenheitsdaten werden Produktgruppen gebildet, die bezüglich ihres zeitlichen relativen Nachfrageverlaufes homogen sind. Die Produkte der neuen Saison werden den gebildeten Produktgruppen aufgrund der Fachkenntnisse des Verkäufers zugeordnet und erlauben aufbauend auf den Umsatzziffern der ersten Wochen Hochrechnungen auf den Gesamtumsatz der gesamten Saison.

Späth geht dazu in [36] von Nachfrageverläufen

$$(1) \quad (y_{ik})_{k=1, \dots, t} \quad (i=1, \dots, m)$$

für m Artikel zu t Zeitpunkten aus, normiert diese Größen

$$(2) \quad x_{ik} = y_{ik} / \sum_{l=1}^t y_{il}$$

und teilt die Artikel in disjunkte Mengen mit möglichst homogenen relativen Nachfrageverläufen $(x_{ik})_{k=1, \dots, t}$ ein.

Zu diesem Zweck minimiert er mit Hilfe eines clusteranalytischen Austauschverfahrens (vgl. 2.1.2) und einer vorgegebenen Zahl von n Gruppen $(C_j)_{j=1, \dots, n}$ das Steuerungsmaß

$$(3) \quad \sum_{j=1}^n \sum_{i \in C_j} \sum_{k=1}^t |x_{ik} - q_{jk}|,$$

wobei q_{jk} der Median aller x_{ik} mit $i \in C_j$ ist.

Die gefundenen Gruppen werden manuell so nachbearbeitet, daß die Gruppen inhaltlich interpretierbar sind und neue Produkte der nächsten Saison aufgrund ihrer Produkteigenschaften zugeordnet werden können. Späth [36] erhält so z.B. die Klasse der damenhaft-fraulichen und der jugendlich-modisch-sportlich-eleganten Kleider. Erstere verzeichnet innerhalb der ersten zehn Wochen nur 30% der Saisonnachfrage, während letztere bereits bei 50% liegt. Der Unterschied für eine Hochrechnung aufgrund des Absatzes in den Anfangswochen auf die gesamte Saison ist hier eklatant. Errechnet man gruppenspezifisch mit einem Dreisatz unter Berücksichtigung der Unvollkommenheiten des Kalenders die Gesamtnachfrage, so gelingt dies nach Späth [36] ausgehend von den ersten ein bis zwei Wochen mit einer Genauigkeit von 10%. Nach den ersten drei Wochen liegt die Abweichung nur noch bei 5%.

Da nur am Anfang einer Saison noch Dispositionen möglich sind, ist hier die wesentliche Zielgröße der Hochrechnungsquotient

$$(4) \quad \frac{\text{Gesamtabsatz eines Produktes in der Saison}}{\text{Absatz eines Produktes bis zur } k\text{-ten Woche}},$$

während eine Schätzung des Absatzverlaufes in seinen Feinheiten weniger Bedeutung hat.

Damit ergibt sich die nun bereits mehrfach aufgetretene typische Situation eines entscheidungsorientierten Segmentierungsproblems. Man benötigt eine Einteilung von Objekten (hier: Produkte bzw. Produktgruppen) mit Hilfe einer Vielzahl von Merkmalen (hier: die Produkteigenschaften) in Klassen, die hinsichtlich einer externen Zielgröße homogen sind. Da keine geeigneten Algorithmen verfügbar sind, besteht das übliche Vorgehen darin, eine Gruppierung zunächst ohne Rücksicht auf die Zielgröße mit clusteranalytischen Verfahren vorzunehmen in der Hoffnung, daß diese Segmentierung dann von selbst Homogenität bezüglich der Zielgröße aufweist. Man kann sich jedoch leicht vorstellen, daß dieses Vorgehen nicht immer besonders effizient ist. Daher richten sich die algorithmischen Bemühungen in dieser Arbeit auf die adäquate Lösung dieses Problems.

Anders ist das Vorgehen von Späth [36]. Er geht in zwei Schritten vor. Im ersten werden die Produkte hinsichtlich einer Ersatzzielgröße (Streuungsmaß über die relativen Nachfrageverläufe) in Gruppen eingeteilt, die dann im zweiten Schritt "manuell nachbearbeitet" werden. Dabei ist m.E. der zweite Schritt äußerst kritisch und für den Erfolg ausschlaggebend. Denn die Gruppenzuordnung geschieht aufgrund der inhaltlichen Interpretation, da die (relativen) Kurvenverläufe a priori für ein neues Produkt genauso wenig bekannt sind, wie der obige Hochrechnungsquotient. Darüber wird in [36] jedoch kein Wort verloren.

Es erscheint durchaus sinnvoll, in die Segmentierung das Fachwissen des Fachpersonals einzubeziehen, da von diesem anschließend die Produkte der neuen Saison zugeordnet werden müssen. Rein algorithmische Klassifikation kann durch Verrechnung unterschiedlichster Größen zu unsinnigen Zuordnungsvorschriften führen. So könnte ohne manuellen Eingriff ein Indikator durch Linearkombination von Länge, Preis, subjektiver Einschätzung und Rangskalierung von Eigenschaften wie "modisch", "elegant" etc., entstehen. Dennoch darf man auf die Verwendung subjektiver Merkmale nicht verzichten. Jedoch sollte die Segmentierungsvorschrift diese getrennt behandeln. Dies legt ein hierarchisches Vorgehen nahe, bei dem schrittweise Gruppen inhaltlich vergleichbarer Eigenschaften in die Segmentierung einbezogen werden. Dabei muß in jedem Teilungsschritt die Auswahl und Kombination der Merkmale individuell für jede Klasse erfolgen.

Daher wird hier ein interaktives Vorgehen vorgeschlagen. Die dazu nötigen Algorithmen finden sich in Kapitel IV.

Eine ähnliche Situation für die Bedarfsprognose liegt in der Tourismusindustrie vor (Späth [36]). Ebenso finden Segmentierungsansätze bei der kurzfristigen Absatzprognose in der Produktionsplanung (Blaschke, Liesegang [3], [4]) ihre Anwendung.

1.3.2 Preiskalkulation in der Einzelfertigung

Wie die bisherigen Beispiele zeigen, ist es durch Segmentierung möglich, Zusammenhänge zwischen leicht zugänglichen Merkmalen und schwer bzw. gar nicht zu ermittelnden Zielgrößen herzustellen. Diesen Umstand kann man auch zur Preiskalkulation bei der Einzelfertigung nutzbar machen.

In den Preis eines Produktes geht oft eine Vielzahl von Teilbeiträgen und Zuschlägen ein. Daneben spielen Auslastungsgrad der Maschinen und die Konkurrenzsituation eine wesentliche Rolle.

Eine Preiskalkulation, die all diese Faktoren berücksichtigt, hat freilich auch ihren Preis. Im schlimmsten Fall ist die Kalkulation teurer als die Fertigung selbst.

Man muß dann nach einem Weg suchen, wie die Preise möglichst einfach und schnell in deterministischer Weise bestimmt werden können. Dabei ist es durchaus wahrscheinlich, daß eine nur geringe Zahl von Eigenschaften des nachgefragten Werkstückes den Preis bereits festlegen. Da jedoch nicht ohne weiteres eine einfache funktionale Beziehung zwischen Größe, Gewicht etc. des Produktes

und dem Preis zu bestimmen ist, liegt eine Segmentierung der Angebotspalette nach jenen Merkmalen nahe, die dominierenden Einfluß auf den Preis haben.

Basierend auf bereits in der Vergangenheit durchgeführten Preiskalkulationen kann nun entschieden werden, für welche Produkte eine individuelle Berechnung nötig ist, und wann eine Schätzung durch segmentinterne lineare Regression wirtschaftlicher ist.

Das Ziel der Segmentierung muß also die Einteilung in Produktgruppen sein, die gruppenintern einen möglichst linearen Preisverlauf zeigen und vor allem keine Ausreißer enthalten. Denn ein zu billig taxiertes Produkt kann durch ein dem Preis entsprechendes gesteigertes Nachfrageverhalten der Kunden gravierende Verluste verursachen. Zu teuer veranschlagte Güter können bei offensichtlichen Diskrepanzen zum Verlust von Kunden führen.

Daher sollte man während des Segmentiervorganges die Zielgröße Preis ständig im Auge behalten. Clusteranalytische Verfahren sind also weniger gut geeignet. Das in Kapitel III und IV entwickelte Verfahren kann jedoch die hier gestellten Anforderungen erfüllen.

1.3.3 Kosten im Gesundheitswesen

Bei den bisher beschriebenen Marktanalysen war das Ziel eine maximale Ausnutzung des Marktpotentials. Die Marktsegmentierung im Gesundheitssektor erfüllt in erster Linie Kontrollzwecke.

Aufgrund höherer Lebenserwartung, der Verschiebung der Alterszusammensetzung der Bevölkerung und der damit verbundenen höheren Morbidität kommt es im Gesundheitswesen zu einem ständigen Ansteigen der Kosten. Dies wird durch eine wesentlich verbesserte, aber auch teure Apparatedizin, neue Therapiemöglichkeiten und wachsendes Anspruchsdenken, sowie durch ein starkes Wachstum der Zahl der Leistungsanbieter noch forciert.

Daher müssen alle Möglichkeiten der Kostendämpfung ergriffen werden. Dazu gehört auch die Kontrolle des wirtschaftlichen Verhaltens der Leistungsanbieter.

Ausgangspunkt des Segmentierungsansatzes ist die Annahme, daß in Abhängigkeit gewisser Parameter wie Ort der Leistungserbringung (Stadt/Land), Fachrichtung, Spezialisierung oder Diversifikation, ein typisches Leistungsprofil zur Befriedigung der Nachfrage genügt. Bei den niedergelassenen Kassenärzten und Kassenzahnärzten in Deutschland werden für fast jede einzelne Gebührenordnungsposition gruppenspezifisch Durchschnittswerte je Fall ermittelt. Eine Überschreitung eines dieser Werte um einen bestimmten Prozentsatz (je nach Größe der Praxis 25 - 50%) zieht unweigerlich eine Regreßforderung nach sich und kann im Wiederholungsfalle zum Entzug der Kassenzulassung führen.

Besonders kostentreibend hat sich in letzter Zeit der Krankenhausesektor entwickelt. In den USA teilt die Health Care Financing Administration die Krankenhäuser in sieben Klassen ein, nach denen sich die Bezahlung richtet. Eine solche Segmentierung wird auch von einigen Staaten der USA zur Kostenkontrolle und Budgetierung verwendet (Klastorin [25]).

Klastorin beschreibt in [25] die Segmentierung von Kurzzeit-Krankenhäusern. Neben Merkmalen, die die Nachfrage determinieren, bezieht er auch Parameter der Kostenseite in seinen Ansatz ein. Mit Hilfe eines hierarchischen agglomerativen Clusteranalyseverfahrens (siehe 2.1.3) werden fünf Gruppen gebildet. Wenn man anschließend die durchschnittlichen Kosten je Behandlungsfall betrachtet, erhält man deutliche Unterschiede zwischen den Gruppen. Geht man davon aus, daß die Segmentierung die wesentlichen Aspekte der Nachfrage berücksichtigt und innerhalb der Gruppen nur noch geringe strukturelle Unterschiede herrschen, so hat man ein schlagkräftiges Instrument zur Kostenkontrolle durch gruppeninternen Vergleich.

So zweckmäßig eine derartige Kontrolle auch sein mag, so sollte man doch auf eine hinreichende Transparenz der Segmentierung und vollständige Berücksichtigung kausaler Zusammenhänge, die das Leistungsprofil beeinflussen, achten. Bei mangelnder Akzeptanz und Einsicht bei den Leistungserbringern kann es sonst zu unsinnigen Kompensationsreaktionen kommen. So wirkt das deutsche Kontrollsystem als absatzfördernde Maßnahme für Praxiscomputer, mit denen der Arzt seine Therapie abrechnungskonform auf das Gruppenprofil abstimmen kann.

Ähnlich wie bei den meisten anderen Ansätzen, die im ersten Kapitel behandelt werden, stört bei dem hier geschilderten Vorgehen der mangelnde Bezug zur Zielgröße während des Segmentierungsprozesses. Es ist nicht klar, ob den entscheidenden Einflußgrößen auch die ihnen gebührende Gewichtung zuteil wird oder völlig unbedeutende Merkmale das Ergebnis verzerren. Ein weiteres Problem ist die Korrelation zwischen den Merkmalen, die zu einer übermäßigen Betonung führt. Auch die numerische Verrechnung von Größen mit den unterschiedlichsten Dimensionen erzeugt ein gewisses Unbehagen.

Daher wird im dritten Kapitel dieser Arbeit vorgeschlagen, in einem interaktiven System unter konsequenter rationaler Bewertung einer Zielgröße, die auf subjektiven Einschätzungen aufbaut und Risikoaspekte berücksichtigt, und mit Hilfe effizienter graphischer Software eine der Entscheidungssituation adäquate Segmentierung zu ermitteln.

Kapitel II

Methoden der

Marktsegmentierung

Das erste Kapitel zeigt an praktischen Beispielen eine Reihe von Schwächen des herkömmlichen Vorgehens der Marktsegmentierung auf. Hauptkritikpunkt ist, daß die Segmentierung von der eigentlichen Problemstellung losgelöst durchgeführt wird. Hier werden die dabei verwendeten Algorithmen der multivariaten Statistik dargestellt und daraufhin untersucht, ob sie durch Modifikation enger in den Entscheidungsprozeß eingebunden werden können.

In erster Linie kommen Verfahren der Clusteranalyse und der Diskriminanzanalyse in Betracht. Aus diesen wurden unter den Gesichtspunkten der Bedeutung für die Marktsegmentierung und der späteren Verwendung in dieser Arbeit die wichtigsten ausgewählt. Für eine vollständige Darstellung sei auf die Bücher über die Clusteranalyse von Bock [5], Steinhausen und Langer [43], Sneath und Sokal [35] und Späth [38], sowie über die Diskriminanzanalyse von Lachenbruch [27] verwiesen.

Hier kommt es auch weniger auf eine detaillierte Beschreibung der Algorithmen an. Im Vordergrund steht die Betrachtung der Zielsetzung der Verfahren, ihrer Optimalitätskriterien und deren Relevanz.

2.1 Clusteranalyse

Die Clusteranalyse ist das am häufigsten und mit dem größten Erfolg verwendete Verfahren zur Segmentierung von Märkten.

Unter der Clusteranalyse versteht man eine Klasse von Algorithmen, die sich mit der Einteilung von Objekten in möglichst homogene Gruppen beschäftigen.

Die folgenden Abschnitte beschreiben die Gemeinsamkeiten und dann einige ausgewählte wichtige Vertreter clusteranalytischer Verfahren.

2.1.1 Grundidee und Modellvorstellung

Ausgangspunkt und einzige Informationsquelle der Clusteranalyse ist eine Datenmatrix X , die die Werte einer Reihe von Merkmalen eines jeden Objektes enthält. Im Falle der Regionalsegmentierung werden etwa zu jedem Postzustellbezirk die Einwohnerzahl, der Anteil der männlichen und weiblichen Bevölkerung, Anteile gewisser Berufssparten, Anteile von Haushaltsgrößen, die Altersverteilung und ähnliche Parameter herangezogen.

Man geht davon aus, daß die Objekte in natürlicher Weise in

homogene Teilgesamtheiten gegliedert sind. Die Aufgabe besteht darin, diese Gruppierung aufzudecken.

Dabei stellt sich die nicht objektivierbare Wahl eines "adäquaten" Homogenitätsmaßes als zentrale Schwierigkeit und gravierende Schwachstelle heraus. Es wurde eine Vielzahl von Lösungsversuchen unternommen, die jedoch letztlich alle nicht befriedigen konnten. Die Ursache dafür liegt meines Erachtens am mangelnden Bezug zur praktischen Problemstellung und ist auch durch noch so ausgeklügelte mathematische Überlegungen ohne Veränderung des Modells nicht zu beseitigen.

2.1.2 Iterative Minimal-Distanz-Methoden

Am gebräuchlichsten sind Verfahren, die durch Iteration ein globales Homogenitätsmaß optimieren. Es wurden viele Zielfunktionen untersucht (siehe Bock[5]), von denen hier die wichtigsten vorgestellt werden:

Varianzkriterium,
Mahalanobis-Distanz und
Determinantenkriterium.

Die Merkmale seien metrisch und in einer $N \times M$ - Matrix

$$(1) \quad X = (x_{ij})$$

zusammengestellt. Objektindex ist i ($i=1, \dots, N$), Merkmalsindex ist j ($j=1, \dots, M$). Mit x_i wird ein Zeilenvektor aus X bezeichnet, der alle Merkmale des Objektes i trägt:

$$(2) \quad x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM}).$$

Das Varianzkriterium

Grundlage des Varianzkriteriums ist die euklidische Distanz zweier Objekte x_i und x_k :

$$(3) \quad d_E(x_i, x_k) = \|x_i - x_k\| = \left[\sum_{j=1}^M (x_{ij} - x_{kj})^2 \right]^{\frac{1}{2}}.$$

Der euklidische Abstand entspricht unserer geometrischen Anschauung und gibt den Abstand zweier Punkte im M -dimensionalen Raum wieder. Er ist leicht zu berechnen und besitzt aufgrund seiner einfachen Struktur große rechentechnische Vorteile, insbesondere im Hinblick auf EDV-Lösungen.

Die euklidische Distanz ist invariant bezüglich Translationen und orthogonalen Transformationen (Drehungen und Spiegelungen), jedoch nicht skaleninvariant.

Da die Merkmale meist in völlig verschiedenen Einheiten gemessen werden (z.B. Bevölkerung in Anzahl der Einwohner, Anteil einer Berufsgruppe in Prozent der Berufstätigen, durchschnittliches

Jahreseinkommen in DM), muß man nach einem Weg suchen, diese Größen einigermaßen vergleichbar zu machen. Eine Möglichkeit ist die sogenannte z-Transformation: die Matrix X wird durch eine Matrix $Z = (z_{ij})$ ersetzt, wobei

$$(4) \quad z_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_j) / s_j \quad (i=1, \dots, N, j=1, \dots, M)$$

mit

$$(5) \quad \bar{x}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij} \quad \text{und} \quad s_j = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \right]^{\frac{1}{2}}.$$

Damit erreicht man eine Normierung der Merkmale auf den Mittelwert 0 und die Standardabweichung 1. Ob diese Gewichtung der Merkmale ihrer Bedeutung entspricht, bleibt freilich dahingestellt.

Ein weiteres Problem ist die Abhängigkeit der Merkmale untereinander. Durch hohe Korrelation mehrerer Merkmalsvektoren wird der dahinterstehende Sachverhalt mehrfach repräsentiert und damit entsprechend stärker gewichtet. Diesen Nachteil kann man mit Hilfe der Mahalanobis-Distanz umgehen, die weiter unten dargestellt wird.

Im folgenden werde die gegebenenfalls gewichtete und normierte Merkmalsmatrix mit X bezeichnet.

Das Ziel der Segmentierung ist eine Einteilung in möglichst homogene Gruppen. Die Homogenität wird im Falle des Varianzkriteriums als möglichst geringe Summe der Abstandsquadrate der Objekte vom jeweiligen Gruppenmittelpunkt interpretiert.

Bezeichnet G eine Einteilung der Objekte in K disjunkte Gruppen $g_1, g_2, \dots, g_K$, so ist hier die Zielfunktion definiert durch:

$$(6) \quad Z_V(G) = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in g_k} \|x_i - M_k\|^2,$$

wobei M_k der Mittelpunkt von g_k ist:

$$(7) \quad M_k = \frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} x_i.$$

Das Varianzkriterium ergibt sich als Maximum-Likelihood-Methode bei normalverteilten Beobachtungen. Es wird daher immer dann sinnvoll angewandt, wenn zumindest näherungsweise gilt:

- 1) die Merkmale sind voneinander stochastisch unabhängig,
- 2) die Gruppen erscheinen als Kugeln mit gleichem Radius im $\mathbb{R}^M$,
- 3a) eine gleichmäßige Aufteilung der Objekte ist besonders plausibel oder
- 3b) keine der Partitionen ist a priori vor den anderen ausgezeichnet und es existiert ein Punkt, in dessen Nähe die großen Klassen liegen, während die kleinen weiter entfernt sind (Bock [5], § 15).

Sind diese Voraussetzungen verletzt, so prägt das Varianzkriterium der Klassifikation diese Struktur künstlich auf. Insbesondere ist das Varianzkriterium ungeeignet zur Erkennung langgestreckter oder verzweigter Punktgruppen, kleine Gruppen werden leicht übersehen (Bock [5], § 15).

Die Mahalanobis-Distanz

Eine Möglichkeit, Subjektivitäten bei der Wahl der Skalierung auszuschalten, ist die Verwendung eines Abstandsmaßes, das bezüglich beliebiger nichtsingulärer Transformationen des Merkmalsraumes invariant ist. Ein solches Abstandsmaß ist die Mahalanobis-Distanz.

Bezeichnet man mit $S = (s_{ij})$ die empirische Kovarianzmatrix,

$$(8) \quad s_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{jk} - \bar{x}_j)$$

mit

$$(9) \quad \bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{ik},$$

so ist der Mahalanobis-Abstand zweier Objekte x_i und x_k definiert durch

$$(10) \quad d_M(x_i, x_k) = [(x_i - x_k)^T S^{-1} (x_i - x_k)]^{\frac{1}{2}}.$$

Dabei wird vorausgesetzt, daß die Matrix S nichtsingulär ist. Dies ist genau dann der Fall, wenn die Merkmalsvektoren x_j linear unabhängig sind.

Die Zielfunktion ergibt sich schließlich analog zum Varianzkriterium zu

$$(11) \quad Z_M(G) = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in g_k} d_M(x_i, M_k)^2,$$

wobei M_k der Mittelpunkt von g_k ist:

$$(12) \quad M_k = \frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} x_i.$$

Dem Vorteil der Skalierungsinvarianz stehen leider gravierende Nachteile gegenüber. So ist die Mahalanobis-Distanz auf Objekte der gleichen Verteilung, insbesondere mit gleichem Erwartungswert, zugeschnitten. Diese Voraussetzung ist beim Gruppierungsproblem gerade nicht sinnvoll. In S gehen gleichermaßen die Zwischengruppen- wie die Innergruppenkovarianzmatrix ein, während

eigentlich nur die letztere im Sinne der Segmentierung ist. Der Versuch, die Matrix S durch die Innergruppenkovarianzmatrix zu ersetzen, scheitert daran, daß man dazu das Gruppierungsproblem bereits gelöst haben müßte.

Die Gewichtung der Merkmale gemäß ihrer Bedeutung ist hier völlig dem Zugriff entzogen.

Das Determinantenkriterium

Ebenfalls invariant bezüglich beliebiger nichtsingulärer Transformationen ist das Determinantenkriterium.

Für seine Definition benötigen wir die Innergruppenkovarianzmatrix $W(G)$ bezüglich einer Gruppierung G der Objekte in K disjunkte Gruppen $g_1, g_2, \dots, g_K$:

$$(13) \quad W(G) = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in g_k} (x_i - M_k)^T (x_i - M_k),$$

wobei M_k der Mittelpunkt von g_k ist:

$$(14) \quad M_k = \frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} x_i.$$

Die Determinante $\det(W(G))$ ist ein Maß für die Gleichartigkeit bzw. Heterogenität der Klassen $g_1, g_2, \dots, g_K$ (vgl. Bock [5], § 16).

Ziel der Segmentierung ist hier die Minimierung der Determinante der Innergruppenkovarianzmatrix $W(G)$. Einfache Rekursionsformeln ermöglichen die Verwendung des Determinantenkriteriums für iterative Austauschverfahren (z.B. Bock [5], Formel 22.2).

Unter gewissen Voraussetzungen, die die Normalverteilungsannahme der Merkmale beinhalten, erhält man das Determinantenkriterium als Maximum-Likelihood-Verfahren bzw. als Grenzfall eines Bayesverfahrens (Bock [5], § 21). Es ist zweckmäßig, das Determinantenkriterium anzuwenden, wenn die folgenden Bedingungen erfüllt sind (Bock [5], § 16):

- 1) die Merkmale sind voneinander in allen Klassen gleichermaßen abhängig (d.h. gleiche Kovarianzmatrizen),
- 2) die Gruppen erscheinen als gleichartige Ellipsoide im $\mathbb{R}^M$ mit parallel ausgerichteten Achsen,
- 3a) eine gleichmäßige Aufteilung der Objekte ist besonders plausibel oder
- 3b) keine der Partitionen ist a priori vor den anderen ausgezeichnet und es existiert ein Punkt, in dessen Nähe die großen Klassen liegen, während die kleinen weiter entfernt sind.

Ähnlich wie beim Varianzkriterium wird hier einer Segmentierung grundsätzlich eine den Annahmen 1) bis 3) entsprechende Struktur aufgeprägt. Eine Gewichtung von Merkmalen, die für die der Segmentierung zugrunde liegende Problemstellung besonders bedeutend

erscheinen, ist aufgrund der Skaleninvarianz des Determinantenkriteriums nicht möglich.

Skaleninvariante Homogenitätsmaße haben also den Nachteil, daß zusätzliche Informationen über die Bedeutung einzelner Merkmale nicht eingebracht werden können und die Verknüpfung der Variablen sich der Anschauung entzieht. Sie treffen oft Annahmen über die Struktur der Gruppierung, die zu einer Verfälschung des Ergebnisses führen können. Friedman und Rubin [16] schlagen vor, mehrere invariante Kriterien auszuprobieren und sich dann anhand graphischer Darstellungen für eine Segmentierung zu entscheiden. Nicht skaleninvariante Kriterien tragen den Makel der Willkür und Subjektivität.

Beiden gemeinsam ist, daß während des Segmentierungsprozesses keine Rücksicht auf die zugrundeliegende Problemstellung, eine externe Zielgröße oder gar persönliche Präferenzen des Entscheidungsträgers genommen wird.

Hat man sich für ein Homogenitätsmaß entschieden, so ist die Frage zu klären, wie die Optimierung desselben rechnerisch ausgeführt werden kann.

Nur bei einer sehr geringen Anzahl von Objekten gelingt es, alle möglichen Aufteilungen in Gruppen zu untersuchen. Die Zahl der Gruppierungen wird durch die Stirlingschen Zahlen 2. Art wiedergegeben (Bock [5], S.109f) und wächst exponentiell mit der Zahl der Objekte. So gibt es etwa $2.316 \cdot 10^{69}$ Möglichkeiten, 100 Objekte in 5 Klassen einzuteilen. Auch Branch and Bound - Verfahren waren bisher für praktische Anwendungen nicht geeignet (z.B. Koontz, Narendra, Fukunaga [26], Steinhausen [45]).

Daher greift man auf heuristische Verfahren zurück, die durch sukzessives Umverteilen der Objekte ein lokales Minimum der Zielfunktion finden. Man beginnt mit einer - evtl. zufälligen - Anfangspartition. Eine neue Partition entsteht, indem schrittweise jedes Objekt so einer Gruppe zugeordnet wird, daß das globale Zielkriterium möglichst klein wird. Hält man während des Neuordnungsvorganges sämtlicher Objekte an der vorangegangenen Partition fest, so spricht man vom HMEANS-Algorithmus. Werden hingegen die Umordnungen sofort für die folgenden Objekte mit berücksichtigt, so liegt der KMEANS-Algorithmus vor.

HMEANS, KMEANS, ihre Varianten und Kombinationen sind die in der Praxis am meisten verwendeten Segmentierungsalgorithmen.

Die Rechenzeiten für diese Verfahren sind aufgrund der Existenz einfacher Rekursionsformeln (Bock [5], § 22) auf einem Großcomputer im Batchbetrieb einigermaßen erträglich, für interaktive Verwendung jedoch nicht geeignet.

In empirischen Arbeiten von Vogel [48] und Späth [39] ergaben sich nur geringe Abweichungen zwischen den Ergebnissen bei Anwendung unterschiedlicher Homogenitätsmaße. Daraus wurde auf die Robustheit des Klassifikationsproblems hinsichtlich der Auswahl der Homogenitätsmaße geschlossen. Dem sollte man jedoch entgegenhalten, daß die verwendeten Abstandsmaße nicht als absolute Vergleichskriterien zweier verschiedener Klassifikationen geeignet

sind und die Behandlung von Ausreißern durchaus große Bedeutung hat, auch wenn diese auf ein globales Kriterium nur marginalen Einfluß haben.

Eine Untersuchung von Rand [32] über eine objektive Auswahl des Klassifikationsverfahrens ergab keine eindeutigen Ergebnisse. Es können zwar systematisch Kriterien angegeben werden, die Algorithmen unterscheiden sich jedoch nur in der Verteilung ihrer Stärken und Schwächen.

Die Austauschalgorithmen sind empirische Verfahren, die bestenfalls ein lokales Optimum einer von der Merkmalsmatrix abhängigen Zielfunktion finden. Dies liegt daran, daß zur Erreichung des globalen Optimums mehrere Objekte umgruppiert werden müssen, während die Umordnung eines einzelnen Objektes zunächst zu einer Verschlechterung führt.

Daher wird empfohlen, das Verfahren mit verschiedenen zufällig gewählten Anfangspartitionen zu starten. Stimmen die Ergebnisse überein, so kann man vermuten, das globale Optimum erreicht zu haben. Sonst sucht man sich eine besonders gut interpretierbare Segmentierung heraus.

Bedenkt man, daß viele Merkmale für die eigentliche wirtschaftliche Fragestellung nicht relevant sind bzw. zu stark oder zu gering gewichtet sein können und Rechenoperationen (Addition der Abstandskquadrate, Berechnung einer Determinante) auf unterschiedlich dimensionierten Merkmalen sehr zweifelhaft sind, so drängt sich die Frage auf, ob man die Segmentierung direkt in Abhängigkeit einer exogenen Zielgröße durchführen kann. Da anschließend Objekte, deren Merkmale bekannt, aber deren Zielgröße unbekannt ist, eingeordnet werden müssen, darf die Zuordnungsvorschrift, z.B. minimaler euklidischer Abstand vom Gruppenschwerpunkt, nur von den Merkmalen abhängen. Die Aufgabe lautet also: finde zu einer vorgegebenen Zuordnungsvorschrift aus der Menge aller mit dieser verträglichen Gruppierungen jene, die hinsichtlich eines auf die exogene Zielgröße abstellenden Kriteriums optimal ist.

Theoretisch wäre diese Aufgabe durch Vollenumeration zu lösen, jedoch schließt der astronomisch große Rechenaufwand diesen Weg aus.

Verfahren, die nur ein lokales Optimum garantieren, sind leider nicht brauchbar. Das Austauschverfahren würde sofort in einem lokalen Optimum hängenbleiben, das weit vom globalen entfernt ist, da der räumliche Abstand zweier Merkmalspunkte und die Differenz der dazugehörigen Werte der exogenen Zielgröße zwar korreliert sind, aber nicht in deterministischem Zusammenhang zueinander stehen.

2.1.3 Hierarchische Gruppierung

Wie wir oben gesehen haben, ist die Vollenumeration aller Partitionen nicht möglich. Neben den in 2.1.2 beschriebenen Austauschalgorithmien wurden heuristische Verfahren untersucht, die eine Zerlegung durch schrittweise Verfeinerung oder Vergrößerung erreichen. Erstere werden als *divisive*, letztere als *agglomerative* Verfahren bezeichnet.

Divisive Verfahren

Da der Rechenaufwand zur (näherungsweise) optimalen Zweiteilung einer Objektemenge wesentlich geringer ausfällt als der zur Berechnung einer Segmentierung mit einer Vielzahl von Klassen, liegt es nahe, das letztgenannte Ziel durch sukzessive Zweiteilung anzustreben.

Verwendet man bei einem Teilungsschritt jeweils nur ein Merkmal, so spricht man von monothetischen Verfahren. Sie entsprechen dem intuitiven Vorgehen eines Laien und sind eigentlich nur dann sinnvoll, wenn außermathematische Sachverhalte für die Einhaltung einer gewissen Reihenfolge der Merkmale bei der Segmentierung sprechen. Der Rechenaufwand ist gering, Fehlklassifikationen aber sehr häufig, da selbst Objekte, die sich nur in einem Merkmal unterscheiden, verschiedenen Gruppen zugeordnet werden können.

Im Gegensatz dazu berücksichtigen die polythetischen Methoden alle Merkmale und versuchen durch Teilung eine möglichst starke Abnahme der Heterogenität innerhalb der Gruppen herbeizuführen. Die polythetischen Verfahren unterscheiden sich vor allem im zugrundeliegenden Homogenitätsmaß. Bei wesentlich höherem Rechenaufwand führen sie allerdings in der Regel zu schlechteren Resultaten als die agglomerativen Algorithmen und haben daher keine große Bedeutung erlangt.

Agglomerative Verfahren

Hier geht man von einer Gruppierung in lauter einelementige Teilmengen g_i , $i=1, \dots, N$ und einer Distanzmatrix $D = (d_{ij})$ mit

$$(15) \quad d_{ij} = d(g_i, g_j) \quad , \quad i, j=1, \dots, N$$

aus. Durch schrittweise Vereinigung benachbarter Gruppen erhält man schließlich eine hierarchische Aufteilung aller Objekte. Dabei ist es nicht möglich, eine einmal konstruierte Gruppe wieder aufzulösen. Dies kann unter Umständen zu einer Fehlstrukturierung führen.

Die agglomerativen Verfahren unterscheiden sich im zugrundeliegenden Abstandsmaß. Eine Aufzählung findet man in den Büchern von Bock [5], Kap. 9 und Steinhausen, Langer [43], Abschnitt 4.2.1. Wie man sich leicht überlegen kann, wächst der Rechenaufwand agglomerativer Verfahren quadratisch mit der Zahl der Objekte. Damit sind sie deutlich langsamer als die im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen Austauschalgorithmen und ihre Anwendung in der Praxis ist stark limitiert.

Bei beiden hierarchischen Verfahren entsteht eine Baumstruktur der Segmente, die man in Form eines Dendrogrammes graphisch darstellen kann. Dies scheint für die Interpretation der gewonnenen Klassifikation sehr nützlich zu sein, liefert aber nicht immer eine zuverlässige Information über die den Daten immanente Struktur (Steinhausen, Langer [43], Abschnitt 4.2).

Außerdem ist mit dem speziellen Segmentierungsansatz eine Einschränkung der möglichen Gruppierungen verbunden. Man muß also damit rechnen, daß vorhandene Strukturen übersehen und andere künstlich aufgeprägt werden.

Hierarchische Verfahren kommen vor allem für spezielle graphentheoretische Fragestellungen in Frage, wie z.B. die Konstruktion eines Telefonnetzes minimaler Länge durch Berechnung eines Minimalbaums zwischen den Knotenpunkten.

Für unsere Zwecke können sie weder durch die Qualität ihrer Segmentierungsergebnisse noch mit ihren Rechenzeiten überzeugen.

2.1.4 Dynamische Optimierung

Fisher [15] veröffentlichte 1958 ein Verfahren, das durch dynamische Optimierung die Ermittlung einer hinsichtlich des Varianzkriteriums besten Gruppierung erlaubt. Von Rao [33] wurde dieses Verfahren auch für andere einfache Homogenitätsmaße angewandt.

Beide Autoren beschränken sich jedoch auf Objekte, die durch ein eindimensionales Merkmal beschrieben werden. Jensen [24] versuchte, diese Einschränkung fallenzulassen. Im Vergleich zur Vollenumeration war sein Vorgehen höchst effizient, jedoch für praktische Probleme aufgrund des immer noch enormen Rechenaufwands nicht durchführbar.

Da der eindimensionale Fall im vierten Kapitel dieser Arbeit entscheidende Bedeutung erlangt, wird hier der Ansatz von Fisher dargestellt.

Fisher zeigte für das Varianzkriterium bei einer Variable, daß im Optimum die Gruppen zusammenhängend sind. Sind

$$(16) \quad x_1 < x_2 < \dots < x_N$$

die geordneten Merkmalswerte, so kann man sich auf die Zerlegung in Intervalle beschränken.

Eine optimale Zerlegung in zwei Intervalle ist hier trivial und kann leicht durch Aufzählung gefunden werden. Daher wird im folgenden nur das Gruppierungsproblem in mehr als zwei Klassen betrachtet.

Sei $Z_{1,k}$ die optimale Zerlegung der ersten k Werte

$$(17) \quad x_1 < x_2 < \dots < x_k$$

in k Intervalle. Da die Zielfunktion des Varianzkriteriums additiv ist, findet man die optimale Partition $Z_{n,k+1}$ von

$$(18) \quad x_1 < x_2 < \dots < x_n$$

in $k+1$ Intervalle unter den Zerlegungen

$$(19) \quad \begin{aligned} &Z_{n-1,k} + [x_n, x_n], \\ &Z_{n-2,k} + [x_{n-1}, x_n], \\ &Z_{n-3,k} + [x_{n-2}, x_n], \\ &\dots \\ &Z_{k,k} + [x_{k+1}, x_n]. \end{aligned}$$

Das "+"-Zeichen bedeutet hier die Konkatenation von Intervallen zu einer Segmentierung.

Um das Gesamtoptimum zu erreichen, wählt man daher zunächst für alle $n=1, \dots, N$ aus jeweils $n-1$ möglichen Zerlegungen in zwei Intervalle das Optimum $Z_{n,2}$ aus.

Man hat also für

$$(20) \quad \sum_{n=1}^N (n-1) = \sum_{i=1}^{N-1} i = \frac{1}{2} (N-1) N$$

Partitionen das Varianzkriterium auszurechnen. Anschließend erhält man sukzessive $Z_{n,3}, Z_{n,4}, \dots, Z_{n,k-1}$ für $n=1, \dots, N$ durch Rekursion.

Die gewünschte optimale Aufteilung in k Gruppen ergibt sich dann sofort aus den $Z_{n,k-1}$.

Setzt man geeignete Rekursionsformeln für das Homogenitätsmaß voraus, so ist der Rechenaufwand in jedem Schritt etwa genauso groß wie bei der Bestimmung der $Z_{n,2}$, wächst also quadratisch mit der Zahl der Objekte.

Daher ist die dynamische Optimierung in dieser Form für praktische Gruppierungsprobleme, bei denen in der Regel $N \gg 100$ ist, nicht mehr vertretbar.

Im Paragraphen 4.3 wird gezeigt, wie man auch für eine sehr große Anzahl von Objekten mit einem zweistufigen dynamischen Ansatz Rechenzeiten erzielen kann, die sogar für eine interaktive Segmentierung brauchbar sind. Das dort beschriebene Verfahren erlaubt auch die Optimierung bezüglich wesentlich komplexerer Zielkriterien.

2.2 Diskriminanzanalyse

Im Gegensatz zur Clusteranalyse geht die Diskriminanzanalyse von einer gegebenen Gruppierung aus und versucht diese in möglichst optimaler Weise durch die in der Datenmatrix zur Verfügung stehenden Merkmale zu erklären. Zu diesem Zweck werden in gewissem Sinne optimale lineare oder auch nichtlineare Diskriminanzfunktionen über dem Merkmalsraum gebildet, mit deren Hilfe eine weitgehend fehlerfreie Reklassifizierung möglich ist.

Die Aufgabe einer problemorientierten Marktsegmentierung ist algorithmisch zwischen der Cluster- und der Diskriminanzanalyse angesiedelt. Einerseits möchte man eine Klassifizierung auf der Basis der Merkmalsmatrix ermitteln, andererseits sollen die gebildeten Gruppen hinsichtlich eines von dieser Matrix unabhängigen Zielkriteriums möglichst sauber trennen. Der Clusteranalyse fehlt jedoch der Bezug zu einem exogenen Zielwert, der Diskriminanzanalyse die Vorgabe der Gruppierung.

Wenn gute und schlechte Marktsegmente je einer bezüglich der Merkmale homogenen Klasse entsprechen, kommt man mit der Diskriminanzanalyse direkt zum Ziel. Für die Segmentierung des Marktes ermittelt man auf einer Eichstichprobe die Zielfunktionswerte und teilt damit die Stichprobe in Güteklassen ein. Durch Anwendung der Diskriminanzanalyse erhält man auf der Merkmalsmatrix basierende Kriterien, mit denen der gesamte Markt aufgeteilt werden kann. Im allgemeinen ist dieses Vorgehen jedoch nicht erfolgreich, da eine wesentlich differenziertere Gruppierung zur Trennung inhomogener Gruppen erforderlich ist.

In einem modifizierten Kontext wird uns die Diskriminanzanalyse im vierten Kapitel gute Dienste leisten. Daher wird hier das Grundprinzip unter besonderer Berücksichtigung des Ansatzes von Fisher beschrieben. Eine ausführliche Darstellung kann man im Buch von Lachenbruch [27] finden.

Wie in Paragraph 2.1 seien die Daten in einer $N \times M$ - Matrix X angeordnet, die Innergruppenkovarianzmatrix $W(G)$ bezüglich einer Gruppierung G der Objekte in K disjunkte Gruppen $g_1, g_2, \dots, g_K$ sei definiert durch

$$(1) \quad W(G) = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in g_k} (x_i - M_k)^T (x_i - M_k),$$

wobei M_k der Mittelpunkt von g_k ist:

$$(2) \quad M_k = \frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} x_i.$$

Ist M_0 der Gesamtmittelpunkt, so ergibt sich die Zwischengruppenkovarianzmatrix $B(G)$ aus

$$(3) \quad B(G) = \sum_{k=1}^K |g_k| (M_k - M_0)^T (M_k - M_0).$$

Gesucht ist nun ein eindimensionales Kriterium, das die Gruppen möglichst gut separiert. Dazu machen wir nach Fisher (vgl. [27], S. 9 und S. 66) einen linearen Ansatz:

$$(4) \quad y_i := \sum_j v_j x_{ij}, \quad i = 1, \dots, N.$$

Dann erhält man sofort eine gewichtete Summe der Innergruppenvarianzen bezüglich y

$$(5) \quad v^T W(G) v$$

und der Zwischengruppenvarianzen bezüglich y

$$(6) \quad v^T B(G) v.$$

Besonders gut trennt y , wenn die Varianz innerhalb der Gruppen im Vergleich zu der zwischen den Gruppen klein ist. Dies führt auf das allgemeine Eigenwertproblem (vgl. Anhang B und C)

$$(7) \quad B(G)v = \alpha W(G)v.$$

Das gesuchte y erhält man aus dem Eigenvektor v , der zum größten Eigenwert α gehört.

Die Zuordnungsvorschrift lautet: berechne aus einem Merkmalsvektor den zugehörigen y -Wert und ordne derjenigen Gruppe zu, deren Mittelpunkt auf der y -Skala am nächsten liegt.

Eine Verfeinerung des Vorgehens kann man durch Verwendung mehrerer bzw. aller Eigenvektoren erreichen, jedoch dürfte die damit zu erreichende Verbesserung für unsere Zwecke nach einer experimentellen Untersuchung von Lachenbruch [27], S. 68 nur gering sein.

2.3 Andere multivariate Verfahren

Eine Übersicht über weitere für die Marktsegmentierung wichtige Verfahren der multivariaten Statistik schließt dieses Kapitel ab. Da die hier zusammengestellten Algorithmen für unseren problem-spezifischen Ansatz kaum in Frage kommen, werden sie nur in Kürze behandelt. Für eine detaillierte Beschreibung sei auf einführende Werke der multivariaten Statistik oder das Buch von Steinhausen und Langer [43], Kapitel 2 und Abschnitt 4.4 verwiesen.

Neben der Cluster- und Diskriminanzanalyse kommt vor allem der Faktoranalyse große Bedeutung zu.

R-Faktoranalyse

Eine große Anzahl von Merkmalen führt bei den in Abschnitt 2.1 beschriebenen Austauschalgorithmen zu einem hohen Rechenaufwand, der linear mit ihrer Zahl wächst. Die R-Faktoranalyse sucht nach einer geringen Zahl sogenannter Faktoren, die als hinter den Merkmalswerten stehende Größen interpretiert werden können. Diese Faktoren sind Linearkombinationen der Merkmale, die man durch Lösung eines Eigenwertproblems als Eigenvektoren erhält. Die Bedeutung eines Faktors wird durch den dazugehörigen Eigenwert angezeigt.

Dem Vorteil der Datenreduktion steht der Nachteil der Vermengung der Merkmale zu nicht mehr interpretierbaren Größen gegenüber, die bei der Datenerfassung nicht separat ermittelt werden können. Fehlende Meßwerte wirken sich daher hier sehr störend aus.

Q-Faktoranalyse

Wendet man die Faktoranalyse auf die transponierte Datenmatrix an, so spricht man von Q-Analyse. Die Faktoren sind Linearkombinationen der Merkmalsvektoren der Objekte und werden als Repräsentanten von Gruppen von Elementen aufgefaßt. Daher kann man die Q-Analyse zu den clusteranalytischen Algorithmen zählen. Sie findet ihre Anwendung vor allem in der Mustererkennung. Ich sehe keine Möglichkeit, dieses Verfahren durch Modifikation besser als andere clusteranalytische Algorithmen in eine betriebswirtschaftliche Fragestellung einzubinden. Bei separater Anwendung entstehen die gleichen Probleme der Normierung, die in 2.1 beschrieben wurden.

Regressionsanalyse

Hat man bereits eine Segmentierung durchgeführt, so möchte man die Zielfunktionswerte durch die Merkmale ausdrücken. Ein naheliegender Ansatz ist die Approximation durch eine Linearkombination der Merkmalswerte zuzüglich einer Konstanten. Verwendet man die Fehlerquadratsumme als Gütekriterium, so spricht man von linearer Regression. Die Koeffizienten erhält man durch Lösung eines Gleichungssystems mit der Gramschen Matrix.

Latente-Klassen-Analyse (LKA)

Ein interessanter Segmentierungsansatz stammt von Lazarsfeld [28]. Er ist besonders gut für dichotome Merkmale geeignet. Dem Homogenitätsmaß der Clusteranalyse entspricht hier die Forderung, daß innerhalb der zu findenden Klassen die Merkmale lokal stochastisch unabhängig sind. Diese Voraussetzung scheint mir für die in Kapitel I beschriebenen Situationen wenig realistisch zu sein.

In einem empirischen Vergleich mit der Clusteranalyse anhand von Daten der Konsumverhaltensforschung stellte Mazanec [29] fest, daß 72.2% der Haushalte, 65.3% der Männer und 78.4% der Frauen übereinstimmend klassifiziert wurden. Eine Anwendung des Austauschalgorithmus auf die Lösung der LKA ergab eine Verbesserung des Homogenitätsmaßes um ca. 5%. Mazanec hält dies für eine unwesentliche Homogenisierung und schließt auf weitgehend übereinstimmende Klassifikationslösungen.

Diese Folgerung halte ich aus mehreren Gründen für sehr fraglich. Zum einen ist ein globales Homogenitätsmaß nicht als absolutes Vergleichskriterium zweier Segmentierungen geeignet. Außerdem ist eine fünfprozentige Abweichung noch relativ viel, da beim Austauschalgorithmus die letzten Schritte nur noch eine ganz marginale Wirkung auf das Homogenitätsmaß haben.

Zum anderen scheinen mir die Anteile der angegebenen identischen Klassifikationen zu niedrig, um von einer weitgehenden Übereinstimmung sprechen zu können.

Gegen die LKA spricht ferner die notwendige Dichotomisierung der Merkmale. Außerdem sehe ich keine Möglichkeit, diesen Ansatz so zu erweitern, daß problemspezifische Aspekte erfaßt werden.

Kapitel III Entscheidungsorientiertes Konzept der Marktsegmentierung

Die ersten beiden Kapitel vermitteln einen Überblick über die praktizierte Marktsegmentierung und die verwendeten Methoden. Dabei fällt auf, daß der Vorgang der Segmentierung meist völlig losgelöst von der wirtschaftlichen Fragestellung behandelt wird. Erwartet man von der Marktsegmentierung konkrete Anhaltspunkte für unternehmerische Entscheidungen, so wird dieses Vorgehen notwendigerweise zu Effizienzverlusten führen.

In diesem Kapitel werden aufbauend auf den bereitgestellten Grundlagen zunächst die Schwächen der herkömmlichen Vorgehensweise herausgearbeitet, die als Ansatzpunkte für eine Verbesserung dienen. Daraus ergibt sich ein Anforderungsprofil für eine entscheidungsorientierte Marktsegmentierung.

Zur Erfüllung dieses Pflichtenkataloges bedarf es sowohl der Entwicklung von Modellen, die der speziellen Entscheidungssituation und der persönlichen Risikobereitschaft des Entscheidungsträgers Rechnung tragen, als auch der adäquaten numerischen Lösung unter besonderer Berücksichtigung einer flexiblen und transparenten Realisierung.

Hier steht die Modellierung der wirtschaftlichen Fragestellung und Operationalisierung des Segmentierungszieles unter Verwendung entscheidungstheoretischer Konzepte im Mittelpunkt. Dabei erweisen sich die Nutzenfunktionen als ein gleichermaßen elegantes wie wirkungsvolles Hilfsmittel.

Die numerischen Aspekte werden separat im vierten Kapitel behandelt.

3.1 Anforderungsprofil für eine entscheidungsorientierte Marktsegmentierung

Ziel der Marktsegmentierung ist eine Aufteilung gewisser Objekte, wie z.B. Regionen, Kunden oder Produkte, in möglichst homogene Klassen. Diese Aufteilung dient zur gruppenspezifischen Optimierung der Aktionen des Unternehmens am Markt.

Dies ist die allgemeine Formulierung des Segmentierungsansatzes, wie wir ihn in Kapitel I kennengelernt haben. Sie fordert "Homogenität" und setzt voraus, daß die Gruppierung für gruppenspezifische Entscheidungen in der konkreten Situation geeignet ist.

So unpräzise diese Beschreibung des Segmentierungszieles ist, so wenig ist auch die methodische Lösung auf das spezielle unternehmerische Entscheidungsproblem ausgerichtet.

Man verbreitet sich in der Erörterung, ob nun Varianzkriterium, Determinantenkriterium oder Mahalanobiskriterium besser ist, ob hierarchisch agglomerative Verfahren mit den verschiedensten Verschmelzungsvorschriften oder iterative Austauschalgorithmen dem Ziel näher kommen. Dies belegt eine Vielzahl empirischer Arbeiten, die sich mit dem qualitativen Vergleich der unterschiedlichen Methoden beschäftigen (z.B. [12], [19], [29], [32], [39]).

Dabei geht diese Diskussion am Kern des Problems vorbei. Es mangelt zunächst an einer operationalen Formulierung des Segmentierungszieles. Dann kann man sich über die Güte konkurrierender Algorithmen auseinandersetzen. Solange keine Informationen über den Zweck der Marktsegmentierung in das Optimierungskriterium eingehen, kann man von keinem mathematischen Verfahren erwarten, daß es eine zweckentsprechende Lösung liefert.

Hauptforderung für eine Verbesserung der üblichen Vorgehensweise ist also die

(1) Operationalisierung des Segmentierungsziels

unter besonderer

(2) Berücksichtigung der Entscheidungssituation.

Dies zieht als Konsequenz die Anwendung von

(3) Segmentierungsalgorithmen, die Homogenität hinsichtlich einer exogenen Ergebnisgröße anstreben,

nach sich. Mit "exogen" ist hierbei gemeint, daß kein unmittelbarer Zusammenhang zwischen den zur Segmentierung verfügbaren Merkmalen und dem Optimierungskriterium bestehen muß, wie dies bei allen clusteranalytischen Verfahren der Fall ist. Denn in der Regel ist man nicht so sehr an Homogenität hinsichtlich der bekannten soziodemographischen Merkmale interessiert, sondern an der Homogenität im Konsumverhalten, der Eingrenzung von Zielgruppen, Abschätzung von Marktpotentialen und ähnlichem. Da eine Vollerhebung aus finanziellen Gründen nicht möglich ist, versucht man durch Ermittlung einer ökonomisch relevanten Ergebnisgröße auf einer Eichstichprobe und Segmentierung einen Zusammenhang mit leicht verfügbarem Datenmaterial herzustellen und so auf die Grundgesamtheit zu schließen. Dies setzt natürlich voraus, daß die Segmentierungsvorschrift ausschließlich von den verfügbaren Merkmalen und nicht von der Ergebnisgröße abhängt.

Im wesentlichen werden folgende vier Methoden zur Marktsegmentierung eingesetzt:

- Gliederung hinsichtlich einzelner Merkmale nach Gutdünken,
- Bildung eines Indikators durch Linearkombination der Merkmale,
- Clusteranalyse,
- Diskriminanzanalyse.

Die ersten beiden Methoden führen nur bei offensichtlichen Zusammenhängen bzw. linearem Zusammenhang der Merkmale mit der

Ergebnisgröße zum Erfolg. Die Clusteranalyse berücksichtigt keine exogene Ergebnisgröße und die Diskriminanzanalyse, deren eigentliche Aufgabe die Erklärung einer vorgegebenen Klassifizierung ist, versagt für diese Anwendung wie in 2.2 erläutert bei komplexerer Gruppenstruktur.

Damit ist keines der üblicherweise für die Marktsegmentierung verwendeten Verfahren zur befriedigenden Lösung unseres Ansatzes in der Lage.

Schließlich sollte man berücksichtigen, daß Entscheidungen von Personen und ihren subjektiven Einstellungen, insbesondere zu Risiken, abhängen. Daher wäre es wünschenswert, daß eine

(4) Berücksichtigung der subjektiven Risikopräferenz des Entscheidungsträgers

stattfindet. Da keine vollständige Objektivierung aller die Qualität der Segmentierung bestimmenden Einflußfaktoren gelingt, und sich durch die während der Segmentierung gewonnenen Informationen durchaus eine Modifikation des Segmentierungszieles einstellen kann, sollte ein

(5) unmittelbarer Durchgriff auf den Segmentierungsprozeß

für den Benutzer möglich sein.

Die übliche Vorgehensweise erfüllt keine von diesen fünf grundlegenden Forderungen für eine entscheidungsorientierte Marktsegmentierung. In diesem und dem nächsten Kapitel soll ein Ansatz vorgestellt werden, der auf der Basis dieses Anforderungsprofils entwickelt wurde und seine Realisierung in einem interaktiven Computerprogramm findet.

3.2 Ein entscheidungstheoretischer Ansatz

Dieser Abschnitt behandelt das zentrale Problem einer entscheidungsorientierten Marktsegmentierung: die Konstruktion einer Zielgröße, durch deren Optimierung eine Segmentierung angestrebt wird, die unter Berücksichtigung der Entscheidungssituation und der persönlichen Präferenzen des Entscheidungsträgers als näherungsweise ökonomisch optimal bezeichnet werden kann.

Zunächst wird gezeigt, wie wenig Standardzielfunktionen, die man z.B. als Summe von Abstandsquadraten definiert, diesem Ziel gerecht werden.

Anschließend wird unter Anwendung entscheidungstheoretischer Konzepte die Herleitung einer ökonomisch relevanten individuellen Zielfunktion demonstriert. Ausgangspunkt ist der objektive Vergleich zweier Segmente unter Berücksichtigung aller relevanten Einflußfaktoren.

Denn spätestens nach Abschluß der Segmentierung stellt sich die Frage, wie die Segmente untereinander qualitativ verglichen werden können. Sicherlich ist der Erwartungswert einer ökonomischen Ergebnisgröße allein kein geeigneter Maßstab, da Unsicherheitsaspekte nicht vernachlässigt werden dürfen. Aber auch die Hinzunahme eines Streuungsmaßes wie der Standardabweichung kann nicht voll befriedigen, da Asymmetrien in der Bewertung positiver und negativer Ausreißer innerhalb einer Gruppe so nicht erfaßt werden können. Ein risikoscheuer Entscheidungsträger wird etwa bei Standortfragen ein Segment meiden, in dem Totalverlust möglich ist und sich dafür in einem anderen engagieren, auch wenn es einen niedrigeren Erwartungswert und eine höhere Streuung aufweist.

Als Lösung bieten sich hier entscheidungstheoretische Nutzenfunktionen an, die bereits während des Segmentierungsvorganges Anwendung finden können und damit die Relevanz des Optimierungskriteriums wesentlich erhöhen. Denn es ist sicher am besten, eine Zielgröße zu verwenden, die sich angefangen von dem Prozeß der Segmentierung bis zur konkreten Anwendung unverändert durchzieht. In diesem Abschnitt werden nun die notwendigen Grundlagen zusammengestellt, und es wird gezeigt, wie die Nutzenfunktionen effektiv in der Regionalanalyse eingesetzt werden können. Das Grundprinzip der vorgeschlagenen Vorgehensweise ist für sämtliche Spielarten der Marktsegmentierung in gleicher Weise brauchbar.

3.2.1 Problem eines ökonomisch relevanten Zielkriteriums

Der zentrale Kritikpunkt an der Clusteranalyse war das völlige Fehlen eines Zusammenhangs mit einer wirtschaftlichen Fragestellung. Es ist klar, daß dieser Mangel nicht ohne Einbeziehen einer ökonomischen Ergebnisgröße wie eines Umsatzpotentials oder einer Zuwachsrates möglich ist. Diese ist jedoch im Gegensatz zu global verfügbaren sozioökonomischen Merkmalen nicht für alle wirtschaftlichen Einheiten bekannt.

Um Aussagen bezüglich dieser ökonomischen Ergebnisgröße global zu

erhalten, kann man daher in folgender Weise vorgehen:

Man segmentiert eine Eichstichprobe der wirtschaftlichen Einheiten. Die sozioökonomischen Merkmale dienen zur Festlegung der Segmentierungsvorschrift, während die ökonomische Ergebnisgröße in diese Vorschrift nicht eingeht, sondern zur Definition eines Optimierungskriteriums verwendet wird. Da die sozioökonomischen Merkmale für alle betrachteten wirtschaftlichen Einheiten verfügbar sind, kann nun die Grundgesamtheit nach der hergeleiteten Vorschrift segmentiert werden. Innerhalb der Segmente kann dann ausgehend von den bekannten Werten der Ergebnisgröße aus der Eichstichprobe auf die Gesamtheit geschlossen werden. Denn bei weitgehend homogenen Segmenten kann man davon ausgehen, daß hinter der Segmentierung kausale Zusammenhänge stecken und daher die Verteilung der Ergebnisgröße innerhalb der Stichprobe derjenigen innerhalb der Grundgesamtheit segmentweise entspricht.

Neben der numerischen Realisierung einer solchen Segmentierung ist die Herleitung eines geeigneten Zielkriteriums von zentraler Bedeutung. Die dabei auftretenden Probleme sollen zunächst an einer einfachen und naheliegenden Zielfunktion erläutert werden. Sei $G = (g_1, g_2, \dots, g_K)$ eine Segmentierung der Stichprobe und

$$(1) \quad z_Q(G) = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in g_k} (z_i - \bar{z}_k)^2$$

als Zielgröße definiert, wobei eine ökonomische Ergebnisgröße im Vektor (z_i) zusammengefaßt ist und

$$(2) \quad \bar{z}_k = \frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} z_i$$

der Mittelwert innerhalb der Gruppe g_k ist.

Das Streben nach Homogenität drückt sich in der Minimierung dieser Zielgröße aus.

So plausibel dieses Zielkriterium auf den ersten Blick aussieht, so schwerwiegend sind doch seine Mängel. Es gibt zwar Situationen, insbesondere bei Segmentierung für Kontrollzwecke, in denen die Summe der Innergruppenvarianzen zweckmäßig ist. Häufig werden jedoch wichtige Aspekte, die in der wirtschaftlichen Zielsetzung der Segmentierung liegen, vernachlässigt.

Zunächst fällt auf, daß in das Zielkriterium keinerlei situationsspezifische Informationen eingehen. Dabei macht es einen wesentlichen Unterschied, ob z.B. eine Regionalsegmentierung zum Zwecke der Grobauswahl von Standorten durchgeführt wird und daher die hauptsächliche Intention im Herausfiltern unbrauchbarer Standorte liegt, oder eine endgültige Entscheidung aufgrund der Segmentierung getroffen werden soll. Im ersten Fall ist darauf zu achten, daß nicht zu viele Standorte fälschlich verworfen werden, im zweiten ist entscheidend, daß auf keinen Fall schlechte Standorte als gut fehlklassifiziert werden.

Die Gewichtung einer Abweichung vom Gruppenmittelwert mit ihrem Quadrat ist zudem rein willkürlich und es ist auch nicht klar, welche andere Gewichtung in einem derartigen Ausdruck plausibler sein könnte.

Schließlich stört noch die mangelnde Berücksichtigung von Asymmetrien in der ökonomischen Ergebnisgröße: ein Verlust wiegt in der Regel schwerer als ein betragsgleicher Gewinn. Dies wird an einem einfachen Beispiel erläutert:

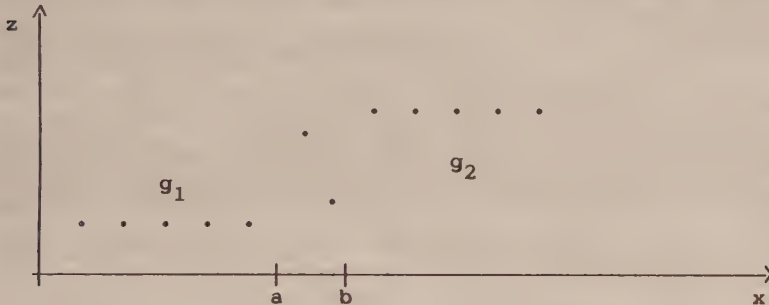


Abbildung 1

In Abbildung 1 sind die Werte einer ökonomischen Zielgröße z gegen ein Merkmal x aufgetragen. Die Frage ist, wie die 12 Einheiten anhand des Merkmals x optimal in zwei Gruppen eingeteilt werden können. Das oben definierte Zielkriterium liefert die Trennungspunkte a und b als gleichwertige Lösungen des Optimierungsproblems.

Entscheidet man sich für a , so bedeutet dies, daß die Gruppe g_2 größer ist, aber negative Ausreißer enthält.

Wählt man hingegen b , so ist die zu bevorzugende Gruppe g_2 zwar kleiner, aber außerordentlich homogen.

Da eine zu optimistische Fehleinschätzung der Marktsituation in der Regel zu weitaus höheren Kosten (Fehlinvestitionen) führt, als eine zu pessimistische Schätzung (entgangener Gewinn), wird man sich normalerweise für die zweite Segmentierung entscheiden. Steht man jedoch unter starkem Absatzdruck aufgrund nicht ausgelasteter Kapazitäten oder voller Läger, so wird man eine Marketingmaßnahme so breit wie einigermaßen sinnvoll ausrichten. Hier ist die erste Segmentierung zu bevorzugen, da keine "guten" wirtschaftlichen Einheiten verworfen werden.

Dies zeigt, daß hinter der qualitativen Einschätzung einer Segmentierung wesentlich mehr als eine Summe von Abstandsquadraten steckt.

Daher erschöpft sich die Forderung nach Operationalisierung des Segmentierungsziels nicht in der Hinzunahme einer ökonomischen Ergebnisgröße. Vielmehr muß versucht werden, ein individuelles Zielkriterium zu entwickeln, das die konkrete Entscheidungssitua-

tion einschließlich der wirtschaftlichen Lage des Unternehmens sowie persönliche Präferenzen des Entscheidungsträgers einbezieht.

Die verfolgte Grundidee zur Lösung dieses Problems liegt in der Abbildung der Segmentierung auf eine einfacher gebaute hypothetische Segmentierung mit gleichwertigen Segmenten, die allerdings in sich völlig homogen sind. Die Bewertung der Segmentierung erfolgt dann durch Bewertung der zugeordneten hypothetischen Segmentierung und dient als Optimierungskriterium für die Segmentierungsalgorithmen.

Das Kernproblem, nämlich die Ermittlung eines hypothetischen Segmentes, das unter Berücksichtigung aller maßgeblichen Einflußgrößen als gleichwertig erachtet werden kann, wird im nächsten Abschnitt mit Hilfe der kardinalen Nutzentheorie gelöst.

Ist g ein Segment, so sei mit $S(g)$ der Wert der ökonomischen Ergebnisgröße des gleichwertigen hypothetischen absolut homogenen Segmentes bezeichnet. $S(g)$ kann man aufgrund der Konstanz der Ergebnisgröße im hypothetischen Segment als Sicherheitsäquivalent bezeichnen.

Als Ansatz für den ökonomischen Wert einer Segmentierung liegt nun folgender Ansatz nahe:

$$(3) \quad Z(G) = \sum_{k=1}^K w_k f(S(g_k)).$$

Dabei sei w_k ein Gewichtungsfaktor, in den die Größe des Segmentes eingeht, also beispielsweise die Zahl der ökonomischen Einheiten im k -ten Segment.

Mit f ist eine reelle Funktion bezeichnet, die eine zusätzliche Gewichtung des Sicherheitsäquivalentes erlaubt. Wünscht man etwa ein möglichst sauberes Absondern schlechter ökonomischer Einheiten ohne Verlust brauchbarer Einheiten, wie in Abbildung 1 mit Trennpunkt a , so kann man dies durch eine Funktion f erreichen, die für sehr kleine Werte ihres Argumentes den Wert 1 annimmt und für große gegen 0 fällt. Bevorzugt man jedoch das fehlerfreie Herausfiltern der guten Einheiten im Sinne des Trennpunktes b in Abbildung 1, so ist die Funktion f monoton wachsend zu wählen.

Sind im Anschluß an die Segmentierung aus praktischen Gründen, wie bei der Standortbewertung unter Einbeziehung des regionalen Einzugsbereiches oder der Aufteilung in Vertreterbezirke weitere komplexe Optimierungskalküle zu rechnen, so wird man an einer gleichmäßig guten Segmentierung interessiert sein. Zu diesem Zweck wurde bei den praktischen Beispielen im fünften Kapitel die Funktion f linear als Identitätsabbildung gewählt. Die Gewichtung erfolgte dort mit w_k als Zahl der ökonomischen Einheiten im k -ten Segment.

Mit (3) hat man also einen sehr flexiblen Ansatz, in den ökonomisch relevante Informationen in viel stärkerem Maße eingehen können, als dies bei trivialen Zielkriterien wie der Abstandsquadratsumme Z_Q der Fall sein kann.

3.2.2 Kardinale Nutzentheorie

Da die Kenntnis der Nutzenfunktionen nicht allgemein vorausgesetzt werden kann, werden hier die Grundlagen der kardinalen Nutzentheorie dargestellt, die man in einer mathematisch umfassenderen Form in Lehrbüchern der Entscheidungstheorie, wie z.B. jenem von Ferschl [13], findet. Hier geht es um eine möglichst kurze und elementare Beschreibung der Grundidee der Zuordnung zueinander äquivalenter Lotterien, der dabei zu treffenden Grundannahmen über rationales Handeln und einer praktikablen Vorgehensweise zur Festlegung einer kardinalen Nutzenfunktion.

Das Ziehen eines Objektes aus einem Marktsegment entspricht einer Lotterie, bei der gewisse Konsequenzen mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit auftreten. Der Bewertung eines Segmentes entspricht demnach die Bewertung der korrespondierenden Lotterie. Je größer die Zahl der möglichen Alternativen ist, umso schwieriger fällt eine intuitive Bewertung und umso eher läuft man Gefahr, dabei Fehler zu begehen. Dies zeigt eine Reihe von Beispielen, mit denen versucht wurde, Inkonsistenzen der kardinalen Nutzentheorie aufzudecken ([13], S. 50 f.). Die Inkonsistenzen rühren jedoch von menschlichen Verhaltensweisen her, die manchmal eben nicht rational sind. Daher ist es zweckmäßig, ein Referenzsystem von einfachen Lotterien zu betrachten, eine Bewertung dieser elementaren Lotterien durchzuführen und diese auf der Basis einer normativen Theorie des rationalen Handelns auf den allgemeinen Fall hochzurechnen.

Zur Vereinfachung der Darstellung sei zusätzlich zu den notwendigen Grundvoraussetzungen der kardinalen Nutzentheorie angenommen, daß es eine beste (High) und eine schlechteste (Low) Konsequenz gebe. Dies ist für unsere Zwecke keine wesentliche Einschränkung.

Betrachtet man nun die Basislotterien $L(\pi)$ ($0 \leq \pi \leq 1$), bei denen High mit der Wahrscheinlichkeit π und Low mit der Wahrscheinlichkeit $1-\pi$ auftritt, so ist offenbar $L(1)$ die beste und $L(0)$ die schlechteste aller möglichen Lotterien. Daher ist das sogenannte Bewertungsprinzip plausibel: Zu jeder Lotterie gibt es ein $\pi \in [0, 1]$, sodaß $L(\pi)$ eine Lotterie mit gleichem Nutzen ist. Insbesondere gibt es dann ein äquivalentes $L(\pi)$ für jede Lotterie, bei der eine Konsequenz mit Wahrscheinlichkeit 1 auftritt. Damit sind wir der Bewertung allgemeiner Lotterien bereits sehr nahe. Ersetzt man nämlich in einer beliebigen Lotterie

$$(4) \quad \left[\begin{array}{cccc} c_1 & c_2 & \dots & c_k \\ p_1 & p_2 & \dots & p_k \end{array} \right],$$

bei der die Konsequenz c_i mit der Wahrscheinlichkeit p_i auftritt, die Konsequenzen durch äquivalente Basislotterien, so erhält man nach dem Substitutionsprinzip eine äquivalente Lotterie von Lotterien, die in letzter Konsequenz äquivalent zu einer Basislotterie ist, deren Parameter π man leicht ausrechnen kann.

Gilt für jedes i eine Äquivalenz

$$(5) \quad \left[\begin{array}{c} c_i \\ p_i \end{array} \right] \sim \left[\begin{array}{cc} \text{High} & \text{Low} \\ u(c_i) & 1-u(c_i) \end{array} \right],$$

so ergibt sich für die Gesamtlotterie

$$(6) \quad \left[\begin{array}{cccc} c_1 & c_2 & \dots & c_k \\ p_1 & p_2 & \dots & p_k \end{array} \right] \sim \left[\begin{array}{cc} \text{High} & \text{Low} \\ \pi & 1-\pi \end{array} \right]$$

mit

$$(7) \quad \pi = \sum_{i=1}^k p_i u(c_i).$$

Dies bezeichnet man als die fundamentale Beobachtung. Daraus leitet sich unmittelbar eine Nutzenfunktion U auf der Menge W der Lotterien ab:

$$(8) \quad \begin{aligned} U : W &\longrightarrow [0,1], \\ L &\longmapsto U(L) = \pi, \end{aligned}$$

die einer Lotterie L den Wert π der äquivalenten Basislotterie zuordnet. Diese Funktion ist offenbar monoton, d.h. bessere Lotterien haben auch einen höheren Nutzenwert $U(L)$.

Als Nutzen sollte man sich hier keine monetäre Größe vorstellen, sondern ein abstrakt geschaffenes Maß, das ordnungstreu (d.h. eine bessere Lotterie erhält einen höheren Wert) und linear (damit ist die fundamentale Beobachtung gemeint) ist. Neben der Eindeutigkeit bis auf positiv-lineare Transformationen sind dies die Axiome von v. Neumann und Morgenstern, die der kardinalen Nutzentheorie zugrunde liegen.

Überträgt man die für Lotterien gefundenen Ergebnisse auf die Marktsegmente, so erhält man eine Nutzenfunktion U , die jedem Marktsegment eine reelle Zahl zwischen 0 und 1 (einschließlich) zuordnet, aus der sich zunächst eine Ordnung der Segmente ergibt. Etwas weiter kommt man, wenn die Konsequenzen Quantitäten eines homogenen und beliebig teilbaren Gutes sind und u eine streng monotone stetige Funktion dieser Quantitäten ist. Dann ist zur Lotterie L nicht nur ein $L(\pi)$ äquivalent, sondern auch die Lotterie

$$(9) \quad \left[\begin{array}{c} u^{-1}(\pi) \\ 1 \end{array} \right].$$

Daher kann man $u^{-1}(\pi)$ als Sicherheitsäquivalent von L bezeichnen. Diese Größe ist für unsere Zwecke sehr anschaulich, da sie die Äquivalenz mit einem hypothetischen Marktsegment anzeigt, in dem die Zielgröße mit Sicherheit einen bestimmten Wert annimmt.

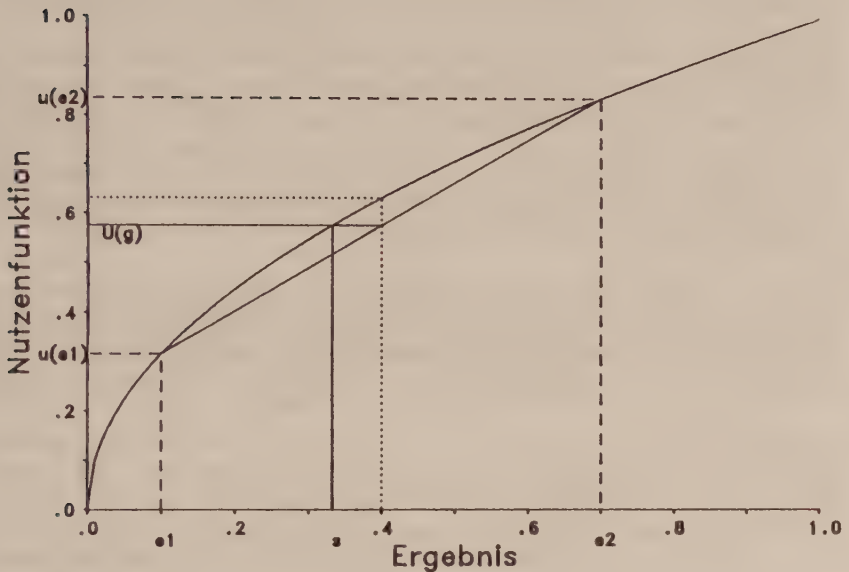


Abbildung 2 Beispiel einer Nutzenfunktion (Quadratwurzel)

Die Anwendung dieser Beziehungen zur Bewertung von Segmenten kann man sich anhand von Abbildung 2 verdeutlichen. Als Nutzenfunktion wurde exemplarisch die Quadratwurzel gewählt, $Low=0$ und $High=1$ gesetzt. Diese Funktion findet auch bei den im fünften Kapitel beschriebenen Fallbeispielen Anwendung. Dies bedeutet allerdings nicht, daß sie sich besonders gegenüber anderen Nutzenfunktionen auszeichnet. Im Gegenteil muß eine ökonomisch relevante Nutzenfunktion für jede Problemstellung unter Berücksichtigung subjektiver Präferenzen durch den Entscheidungsträger individuell bestimmt werden.

In Abbildung 2 ist die Ermittlung des Sicherheitsäquivalentes eines Segmentes g mit den gleichwahrscheinlichen Ergebnissen e_1 und e_2 dargestellt. Aufgrund der fundamentalen Beobachtung (7) ergibt sich der Nutzen des Segmentes als arithmetisches Mittel der Werte $u(e_1)$ und $u(e_2)$; $u(e_1)$ bzw. $u(e_2)$ ist der Nutzen eines Segmentes, in dem das Ergebnis e_1 bzw. e_2 mit Sicherheit eintritt. Das Sicherheitsäquivalent $S(g)$ von g findet man als jenes Ergebnis s , dessen sicheres Eintreten den gleichen Nutzen hat, wie das Segment g . Dieses Sicherheitsäquivalent ist kleiner als

der Mittelwert von e_1 und e_2 , dessen Lage durch gepunktete Linien in Abbildung 2 gekennzeichnet wurde. Dies ist die Folge der Risikoaversion, die in die Nutzenfunktion eingegangen ist.

Akzeptiert man die oben verwendeten Grundannahmen der kardinalen Nutzentheorie, so bleibt die Frage zu klären, wie die Funktionen U und u praktisch bestimmt werden sollen. Aufgrund der fundamentalen Beobachtung genügt die Bestimmung von u .

Die direkte Zuordnung einer Wahrscheinlichkeit π zu einer Auswahl von Konsequenzen ist dazu sicherlich nicht der richtige Weg, da sich dieser Zugang der menschlichen Anschauung weitgehend entzieht.

Besser ist ein rekursives Vorgehen, bei dem Sicherheitsäquivalente zu Lotterien mit zwei gleichwahrscheinlichen Konsequenzen zu nennen sind. Zu diesem Zweck bezeichnen wir die Sicherheitsäquivalente zu $L(\pi)$ mit $c(\pi)$. Zunächst ist klar, daß

$$(10) \quad u(\text{Low}) = 0 \quad \text{und} \quad u(\text{High}) = 1,$$

also auch

$$(11) \quad c(0) = \text{Low} \quad \text{und} \quad c(1) = \text{High}$$

gilt. Das Sicherheitsäquivalent einer Lotterie

$$(12) \quad \left[\begin{array}{cc} c(\pi_1) & c(\pi_2) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{array} \right],$$

ist nach der fundamentalen Beobachtung gleich

$$(13) \quad c\left(\frac{1}{2}(\pi_1 + \pi_2)\right).$$

Damit hat man eine Initialisierungs- (11) und eine Fortschreibungsbeziehung ((12), (13)), mit denen man sukzessive die Werte

$$(14) \quad c\left(-\frac{1}{2}\right), c\left(-\frac{1}{4}\right), c\left(-\frac{3}{4}\right), c\left(-\frac{1}{8}\right), c\left(-\frac{3}{8}\right), c\left(-\frac{5}{8}\right), c\left(-\frac{7}{8}\right), c\left(-\frac{1}{16}\right), \dots$$

abfragen kann. Da

$$(15) \quad u(c(\pi)) = \pi$$

gilt, kennt man die Funktion u auf einem Raster, und kann nun die kontinuierliche Funktion u z.B. mit einem Spline approximieren. Die Funktion u ist bei Risikoaversion des Entscheidungsträgers grundsätzlich konkav, denn dann wird der sichere Mittelwert zweier quantitativer Konsequenzen ihrem zufälligen Eintreten mit Wahrscheinlichkeit $\frac{1}{2}$ vorgezogen.

Für die Bewertung der Marktsegmente werden dem Entscheidungsträger in analoger Weise hypothetische Referenzsegmente vorgelegt. Aus den subjektiven Sicherheitsäquivalenten ergibt sich auf rationale Weise eine Bewertung beliebiger Segmente. Damit wird nicht nur die Gefahr eines Irrtums bei komplizierteren Zusammenhängen reduziert, sondern auch der dazu nötige Aufwand vermindert. Denn in der Regel ist nur die Bewertung einiger weniger Referenzsegmente nötig. Daher kann jedes einzelne Sicherheitsäquivalent mit größerer Sorgfalt bestimmt und so die Genauigkeit erhöht werden.

Der Nutzen U eines Segmentes ergibt sich nach der fundamentalen Beobachtung als Erwartungswert der $u(c_i)$, also ist das arithmetische Mittel der $u(c_i)$ aus einer Stichprobe ein geeigneter Schätzwert dafür.

Die beschriebene Vorgehensweise erlaubt also eine rationale Bewertung der Marktsegmente unter vollständiger Berücksichtigung der persönlichen Risikopräferenz des Entscheidungsträgers und der Unsicherheitsmomente. Dabei wird jedem Segment der zu erwartende Nutzen bei zufälliger Auswahl eines seiner Elemente zugeordnet.

Der Kritik, daß die Kalibrierung der Nutzenfunktion schwierig und aufwendig ist, muß man entgegenhalten, daß man früher oder später nicht um eine Bewertung der Segmente herumkommt und daher das Problem bestenfalls verschiebt. Die kardinale Nutzentheorie stellt ein sehr wirkungsvolles Instrumentarium zur Verfügung, das die Bewertungsproblematik auf einfachste Fälle zurückführt.

Es ist auch nicht unbedingt nötig, für ein Entscheidungsproblem nur eine Zielgröße anzugeben. Es erscheint im Gegenteil recht sinnvoll, mehrere Segmentierungen durchzuführen, die jeweils bezüglich einer Zielgröße hohe Bestimmungskraft haben, und diese anschließend miteinander in geeigneten Modellen zu verbinden. Ein Beispiel für eine solche Vorgehensweise ist in 3.2.3 zu finden.

3.2.3 Regionale Marktanalyse

Auf der Basis dieser Vorüberlegungen können wir nun einige bereits im ersten Kapitel angesprochenen Anwendungen der Marktsegmentierung wiederaufgreifen und einer genaueren Betrachtung unterziehen.

Zunächst wenden wir uns der regionalen Marktanalyse zu. Wie im ersten Kapitel erläutert wurde, beginnt das übliche Vorgehen mit einer Segmentierung kleiner regionaler Einheiten wie Postzustellbezirken nach soziodemographischen Merkmalen ohne weitere Beachtung des eigentlichen Verwendungszwecks der zu erstellenden Gliederung. Man hofft, daß die verwendeten Daten zu einer in jeder Hinsicht charakteristischen Regionaltypologie führen, die anschließend nur noch mit problemspezifischen Daten verknüpft zu werden braucht.

Erste Zweifel daran wurden bereits in 1.1 geäußert, da im Gegensatz zur üblichen Verhaltenshypothese auch gute Gründe für die Existenz von Zwischenstadien in der Bevölkerungszusammensetzung sprechen und Idealtypen eher als Wunschvorstellungen erscheinen lassen. Ebenfalls gegen die Existenz von allgemeinen Typologien spricht die in 1.2.2 erläuterte Arbeit von Böcker, Gierl und Meier [6], die das oft in sich widersprüchliche Konsumverhalten der Verbraucher aufs Korn nimmt.

Massive Kritik trifft auch das methodische Vorgehen an sich. Denn die Probleme der Gewichtung der Merkmale, der objektiven Auswahl eines Segmentierungsverfahrens und seiner Zielfunktion sind nicht einmal im Ansatz gelöst. Dafür existiert eine große Anzahl verschiedener Ansätze, die in der Regel die ihnen zugrunde liegenden Annahmen einer Segmentierung aufprägen, auch wenn real eine andere Struktur vorhanden ist. Gleichberechtigte Behandlung von Merkmalen mit unterschiedlichsten Maßeinheiten, ohne Beachtung von Sachzusammenhängen untereinander oder mit dem Segmentierungszweck, löst zumindest höchstes Unbehagen aus.

Daher soll nun gezeigt werden, wie man unter Verwendung der kardinalen Nutzentheorie eine adäquate und operationale Formulierung des Segmentierungszieles für die regionale Marktanalyse erreichen kann.

Verhältnismäßig einfach liegen die Dinge, wenn die regionalen Einheiten isoliert ohne Beachtung ihres Einzugsbereiches betrachtet werden können. Dies ist allerdings nur in Sonderfällen möglich und trifft vor allem für lokal begrenzbare Marketingaktionen, wie z.B. bei der Werbung mit Wurfsendungen, zu.

Zunächst definiert man eine Zielgröße. Dies kann die erwartete Umsatzsteigerung aufgrund der Marketingmaßnahme oder eine Ersatzgröße, wie die Responsequote in einigen Testregionen, sein. Da die Eichung des Modells auf einer Eichstichprobe erfolgt und anschließend auf das ganze Segment hochgerechnet werden soll, spielt auch hier der Unsicherheitsaspekt bei der Bewertung eines Segmentes eine gewisse Rolle. Daher bestimmt man für die aktuelle Zielgröße eine individuelle Nutzenfunktion durch Befragung des Entscheidungsträgers gemäß der in 3.2.1 vorgeschlagenen Methode.

Zusammen mit einer jeden Typologie erhält man so unmittelbar eine Zuordnung von Sicherheitsäquivalenten zu jedem Segment. Da diese Zuordnung durch die Daten nun vollständig determiniert ist, kann man die Segmentierung auf den Verwendungszweck hin optimieren. Mögliche Vorgaben könnten sein:

1. Bilde eine allgemein verwertbare Typologie mit möglichst erfolgshomogenen Segmenten.

Der Nutzen einer jeden Gruppe läßt sich nach den Erläuterungen zur fundamentalen Beobachtung in 3.2.1 durch das arithmetische Mittel der Nutzenwerte z_1 der Testregionen schätzen. Damit ist

$$(16) \quad u^{-1} \left(\frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} z_i \right)$$

ein Schätzwert für das Sicherheitsäquivalent der Gruppe g_k . Also ist diese Gruppe äquivalent zu einer absolut homogenen Gruppe, deren Regionen konstant diesen Zielwert tragen.

Gewichtet man für eine paarweise disjunkte Segmentierung G die Sicherheitsäquivalente noch mit den Gruppenmächtigkeiten, so ist deren Summe

$$(17) \quad z_u(G) = z_u(g_1, g_2, \dots, g_K) = \sum_{k=1}^K |g_k| u^{-1} \left(\frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} z_i \right)$$

ein brauchbares Zielkriterium, wenn man Risikoaversion des Entscheidungsträgers und damit einen konkaven Verlauf der Nutzenfunktion voraussetzt.

2. Maximiere den Erfolg unter fester Budgetbeschränkung.

Hier ist es sicher sinnvoll, in die Zielgröße die aufzuwendenden Kosten für jede Region einzuarbeiten, also beispielsweise in Abhängigkeit ihrer Einwohnerzahl

$$(18) \quad Q_1 = \frac{\text{erwartete Umsatzsteigerung durch lokale Werbung}}{\text{Einwohnerzahl der Region 1}}$$

für jede Region zu definieren und mittels einer individuellen Nutzenfunktion auf die Zielgröße z_1 mittels

$$(19) \quad z_1 = u(Q_1)$$

abzubilden. Damit sind die Sicherheitsäquivalente für jede beliebige Gruppierung zu berechnen. Sortiert man die Gruppen nach ihrem Sicherheitsäquivalent, so ist die Zielfunktion durch Lösung eines sehr einfachen Optimierungsproblems mit Budgetbeschränkung sehr leicht zu berechnen.

Zu seiner Beschreibung benötigen wir folgende Bezeichnungen:

(20):

- i : Index der regionalen Einheiten,
- n_i : Einwohnerzahl der Region i ,
- c_i : Werbungskosten pro Einwohner,
- B : Gesamtbudget,
- $k(i)$: Gruppenzugehörigkeit der Region i zu Segment $g(i)$,
- δ_i : binäre Entscheidungsvariable, die anzeigt, ob in Region i die Aktion durchgeführt wird (1) oder nicht (0).

Dann ist

$$(21) \quad Z_{\max}(g_1, g_2, \dots, g_k) = \max_{\delta} \sum_i \delta_i \cdot n_i \cdot U(g_{k(i)})$$

unter der Budgetbeschränkung

$$(22) \quad \sum_i \delta_i \cdot n_i \cdot c_i \leq B$$

als Wert einer Gruppierung seinerseits über alle möglichen und zulässigen Gruppierungen G zu maximieren. Als zulässig gilt dabei jede Segmentierung, die allein mit Hilfe der sozio-demographischen Merkmale beschrieben werden kann.

3. Minimiere die Kosten bei festgelegtem Erfolg.

Die Verfahrensweise ist analog zu 2., jedoch ergibt sich die Zielfunktion durch Minimierung der Kosten mit festgelegtem Erfolg:

$$(23) \quad Z_{\min}(g_1, g_2, \dots, g_k) = \min_{\delta} \sum_i \delta_i \cdot n_i \cdot c_i$$

unter der Nebenbedingung

$$(24) \quad \sum_i \delta_i \cdot n_i \cdot U(g_{k(i)}) \geq u_{\min}$$

Die Segmentierung $(g_1, g_2, \dots, g_k)$ ist nun so zu bestimmen, daß $Z_{\min}$ minimal wird.

Etwas komplizierter liegen die Verhältnisse, wenn der örtliche Einzugsbereich in die Betrachtung mit einbezogen werden muß. Aufgrund der komplizierten geographischen Verhältnisse wird man sich dann mit der Optimierung der Segmentierung hinsichtlich einer globalen Zielgröße wie (17) begnügen müssen. Die Nutzenfunktionen bieten anschließend jedoch die Möglichkeit, einzelne Standorte rational unter Einbeziehung des Unsicherheitsaspekts

und der subjektiven Risikoaversion des Entscheidungsträgers zu bewerten.

Sei Q_i die Zahl der potentiellen Kunden in Region i oder die diesen Kunden entsprechende Kaufkraft oder eine ähnliche Größe, z_i der abgeleitete Nutzenwert

$$(25) \quad z_i = u(Q_i)$$

und

$$(26) \quad U(g_k) = \frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} z_i$$

Zusätzlich zu den demographischen Information müssen hier die Verkehrsanbindung bzw. die Pendlerzahlen und Einkaufsgewohnheiten der Bürger aus den benachbarten Regionen $i \in I$ berücksichtigt werden.

Zur Einstufung eines für das folgende fest gewählten Standorts sei v_i ein Verkehrsanbindungsindikator mit der Eigenschaft, daß

$$(27) \quad W = \sum_{i \in I} v_i Q_i$$

eine relevante Bewertung W des Standorts ergibt. Leider sind die Werte Q_i nicht alle bekannt, sondern nur unter Unsicherheit aufgrund der Segmentzugehörigkeit zu schätzen.

Schätzt man sie als Mittelwerte der Q -Werte innerhalb der Segmente, so geht der Risikoaspekt vollständig verloren.

Besser, aber immer noch unvollständig, ist die Schätzung von W als gewichtete Summe der Sicherheitsäquivalente

$$(28) \quad W' = \sum_{i \in I} v_i u^{-1}(U(g_{k(i)})),$$

denn durch Summation über mehrere Regionen vermindert sich das Risiko. Daher ist W' lediglich eine untere Schranke für das Sicherheitsäquivalent des Standorts.

Eine exakte Berechnung ist nur unter der Voraussetzung möglich, daß die Lage einer Region innerhalb ihres Segmentes unabhängig von den Nachbarregionen ist.

Damit die folgenden Formeln nicht völlig unlesbar sind, seien die Nachbarregionen durchgehend von $1, \dots, l$ neu durchnummeriert. Innerhalb eines Segmentes, zu dem Region i gehört, seien Regionen mit dem Wert Q_{i,j_i} mit der Wahrscheinlichkeit p_{i,j_i} vertreten.

Dann fällt eine Bewertung des Standorts in Höhe von

$$(29) \quad \sum_{i=1}^l v_i Q_{i,j_i}$$

mit der Wahrscheinlichkeit

$$(30) \quad p_{1,j_1} \cdot p_{2,j_2} \cdot \dots \cdot p_{l,j_l}$$

aus. Daraus erhält man sofort eine Formel für das Sicherheitsäquivalent des Standorts:

(31):

$$W'' = u^{-1} \left[\sum_{j_1=1}^{n_1} \sum_{j_2=1}^{n_2} \dots \sum_{j_l=1}^{n_l} p_{1,j_1} \cdot p_{2,j_2} \cdot \dots \cdot p_{l,j_l} \cdot u \left(\sum_{i=1}^l v_i Q_{i,j_i} \right) \right].$$

An die Stelle der Wahrscheinlichkeiten tritt bei der Schätzung die relative Häufigkeit der einzelnen Ausprägungen von Q innerhalb der Eichstichprobe. Damit ist das Problem allerdings noch nicht gelöst. Denn der Rechenaufwand zur expliziten Auswertung eines solchen Ausdrucks wäre astronomisch groß. Durch Rekursion und schrittweise Approximation läßt sich das Problem jedoch lösen. Zu diesem Zweck sei

$$(32) \quad u_0(q) = u(q)$$

und für $i=1, \dots, l$

$$(33) \quad u_i(q) = \sum_{j_i=1}^{n_i} p_{i,j_i} u_{i-1}(q + v_i \cdot Q_{i,j_i}).$$

Dann ist offenbar

$$(34) \quad W'' = u^{-1}(u_l(0)).$$

Für die Approximation der u_i bietet sich eine Splineinterpolation mit sogenannten B-Splines an (siehe de Boor [7], Kapitel 10). Man kann sich leicht überlegen, daß abwechselndes Approximieren und Weiterrechnen mit dem Näherungswert hier numerisch stabil ist und hinreichend genaue Resultate liefert.

Auf diese Weise ist nun eine Bewertung eines Standorts unter Einbeziehung der Nachbarregionen gelungen, die die Risikoaspekte vollständig unter Verwendung einer individuellen Nutzenfunktion berücksichtigt. Zusammen mit einer auf das Zielkriterium (17) maßgeschneiderten Regionaltypologie kann man sich eine erheblich zuverlässigere und aussagekräftigere Wertung als von der herkömmlichen Vorgehensweise erwarten.

Schließlich bietet der vorgeschlagene Ansatz noch die zusätzliche Möglichkeit, durch Veränderung der Nutzenfunktion pessimistische und optimistische Szenarios durchzuspielen.

3.2.4 Regional differenziertes Marketing

Bereits in 1.1.3, 1.1.4 und 3.2.1 wurde dieses Thema angeschnitten. Dort wurde untersucht, wie ein lokal begrenzbares Werbemedium zielgruppenorientiert eingesetzt werden kann. Dies ist freilich nicht die einzige Anwendung der Marktsegmentierung für Marketingzwecke. In der Regel liegen dort die Fragestellungen viel komplizierter. Neben der eigentlichen Werbung und Verkaufsförderung sind Fragen der Gestaltung von Preis, Vertriebssystem, der Produkt- und Sortimentsgestaltung und ihrer optimalen synergistischen Kombination als Marketing-Mix zu lösen. Freilich können hier diese Sachverhalte nicht vollständig aufgearbeitet werden, aber es sollen die wesentlichen Elemente der Verbindung von Marktsegmentierung und Marketing unter besonderer Berücksichtigung regionaler Aspekte hervorgehoben werden. Für weitergehende Marketingmodelle muß auf die Spezialliteratur (z.B. Buchmann [8], Hammann [20]) verwiesen werden.

Die zentrale Bedeutung der Marktsegmentierung liegt hier in der Unterstützung von Modellen zur Bestimmung des optimalen Werbe-Submix. Dabei dient sie zur differenzierten Bereitstellung der den Optimierungsansätzen zugrundeliegenden Koeffizienten. In Buchmann [8] werden verschiedene Spielarten der folgenden unter hier nicht dargestellten Nebenbedingungen zu maximierenden Zielfunktion ([8], S. 81 f.) betrachtet:

$$(35) \quad Z = \sum_i \sum_s \left[\sum_k n_{ki} a_{ki} r(w_{kis}) \right] u_{is}.$$

Dabei bedeuten

(36):

- i : Index der Medienkombination,
- s : Index der Belegungskombination einer Medienkombination, z.B. wöchentliches Erscheinen einer Zeitungsanzeige,
- k : Index des Marktsegmentes,
- n_{ki} : (durchschnittliche) Anzahl der durch die Medienkombination i erreichten Personen im Marktsegment k ,
- a_{ki} : Gewicht einer durch die Medienkombination i erreichten Person im Segment k (im Hinblick auf das Werbeziel),
- w_{kis} : Anzahl der Kontakte, die ein Individuum im Segment k durch die Medienkombination i mit Belegung s empfängt (individuelle Kontaktzahl),
- $r(w_{kis})$: Die Bewertung (response function) der Anzahl der Kontakte,
- u_{is} : Binäre Entscheidungsvariable, die nur für genau eine Kombination von i und s den Wert 1 annimmt.

Wie bei allen bisher besprochenen Anwendungen wird davon ausgegangen, daß eine geeignete Segmentierung des Marktes durch Stan-

dardverfahren erreicht werden kann. Dabei geht es hier um Homogenität in den zu schätzenden segmentspezifischen Parametern. Da dieser Gesichtspunkt wiederum nicht in den Segmentierungsprozeß eingearbeitet wurde, wird man aus den bereits mehrfach erwähnten Gründen eine gewisse Ineffizienz hinnehmen müssen.

Bei regionaler Gruppierung sind in dieser Hinsicht die Anzahl der erreichten Personen und die durchschnittliche Anzahl der Kontakte je Individuum relativ unproblematisch. Ihr Produkt kann ohne großen Informationsverlust bei jeder beliebigen Segmentierung geschätzt werden. Wichtiger ist die Homogenität der Marktsegmentierung hinsichtlich des Gewichtes einer kontaktierten Person in Bezug auf das Werbeziel.

Da a_{ki} auch noch von i abhängt, muß man eine individuelle Segmentierung für jede der in Betracht gezogenen Medienkombinationen erwägen. Dies ist freilich nur mit einem äußerst schnellen Algorithmus möglich und könnte durch geeignete Modifikation des in Kapitel IV entwickelten Verfahrens auch realisiert werden.

Ein anderer Weg besteht darin, zunächst spezielle Segmentierungen für jedes einzelne Werbemedium zu ermitteln und durch Durchschnittsbildung eine sehr feine Segmentierung zu bilden. Gelingt es dann, empirische Beziehungen zwischen der Gesamtwirkung einer Medienkombination und der partiellen Wirkung der einzelnen Medien herzustellen, so kann eine sehr differenzierte Bewertung der Segmente erfolgen. Da die medienspezifische Segmentierung jeweils Segmente mit hinreichender Belegungszahl aufweist, erreicht man so statistisch gesicherte Aussagen auf einer letztendlich viel detaillierteren Aufteilung des Marktes.

Würde man nun Unsicherheitsaspekte getrennt berücksichtigen wollen, so stößt man aufgrund der hohen Komplexität der Zusammenhänge auf größte Schwierigkeiten. Die kardinale Nutzentheorie schafft hier mit ihrem Konzept des Sicherheitsäquivalentes Abhilfe. Sogar optimistische und pessimistische Szenarien können durch geeignete Modulation der Nutzenfunktion mit geringstem Aufwand durchgespielt werden.

Eine weitere wesentliche Anwendung findet die Marktsegmentierung im Marketing bei der Produkt- und Sortimentsgestaltung. Es können möglichst homogene Markt- und Produktsegmente gebildet und in einer Matrix (z.B. [30]) einander gegenübergestellt werden. So kann man Rückschlüsse auf bisher vernachlässigte Marktsegmente ziehen und neben Werbemaßnahmen auch gezielte Aktivitäten in der Produktgestaltung ergreifen.

Die Marktsegmentierung dient also auch im Marketing zur differenzierten Analyse von Sachverhalten. Dabei ist es sicher zweckmäßig, die Segmentierung auf ihre geplante Verwendung hin zu optimieren. Bei komplexen Zusammenhängen kann zu diesem Zweck auch eine gewisse Umformulierung wie im obigen Media-Mix-Modell nötig sein. Verwendung und Modulation von Nutzenfunktionen erlaubt das Durchspielen optimistischer und pessimistischer Szenarien mit geringstem Aufwand, und vermittelt so ein Gefühl für die der Handlungsentscheidung immanente Unsicherheit.

3.3 Schlußfolgerungen für die Marktsegmentierung

Durch Anwendung entscheidungstheoretischer Nutzenfunktionen gelingt es, drei der in 3.1 aufgestellten fünf wichtigen Anforderungen einer entscheidungsorientierten Marktsegmentierung zu erfüllen:

- Operationalisierung des Segmentierungsziels,
- Berücksichtigung der Entscheidungssituation und
- Berücksichtigung der subjektiven Risikopräferenz des Entscheidungsträgers.

Dabei ist die Formulierung eines geeigneten Segmentierungszieles ein individuell zu lösendes Problem, die angegebene Methodik kann nur als instrumentelles Hilfsmittel verstanden werden. Gelingt es jedoch, ein adäquates Optimierungskriterium für die gewünschte Marktsegmentierung aufzustellen, so bestehen sehr gute Aussichten für eine wesentliche Effizienzsteigerung im Vergleich zur herkömmlichen Vorgehensweise.

Auf der Basis einer auf diese Weise ermittelten individuellen Segmentierung ist nun die Planung der wirtschaftlichen Maßnahmen möglich. Dabei kann die algorithmisch bestimmte Segmentierung in Einzelfällen direkt verwendet werden. Dies ist etwa bei Standortfragen für Filialen denkbar, deren Umsatzpotentiale dominierend von den lokalen Gegebenheiten der regionalen Einheit, in der sie angesiedelt sind, bestimmt werden. Auch beim auf Zielgruppen ausgerichteten Einsatz von Postwurfsendungen ist dies ohne weiteres möglich.

Gerade in der Regionalsegmentierung können praktische Gesichtspunkte zur Berücksichtigung komplexer geographischer Beziehungen zwingen. Dies ist der Fall bei Standortproblemen von Filialen mit größerem wirtschaftlichen Einzugsgebiet oder bei der Planung des Einsatzes von Marketinginstrumenten, die nur in zusammenhängenden Gebieten sinnvoll eingesetzt werden können.

In diesen Fällen bildet die algorithmisch gewonnene Segmentierung die Grundlage für weitere Analysen. Denn auf der Basis der Segmentierung kann für jede Einheit die wirtschaftliche Ergebnisgröße fundiert geschätzt werden. In 3.2.3 wurde ein Modell zur Berücksichtigung des geographischen Umfeldes bei der regionalen Marktanalyse entwickelt, 3.2.4 schildert die Anwendung bei der Auswahl eines Werbesubmix. Für derartige Zwecke scheint das nutzentheoretische Instrumentarium gut geeignet zu sein, eine Verwendung einfacherer Methoden wie Mittelwert- oder Regressions-schätzung innerhalb der Segmente kann allerdings abhängig von der Problemstellung eine durchaus gangbare Alternative darstellen. Ist bei der Anwendung der Marktsegmentierung die Berücksichtigung komplexer Zusammenhänge wie geographischer Bezirke nötig, so ist es wohl kaum möglich, diese bereits in das Optimierungskalkül der Segmentierungsalgorithmen einzubeziehen. Daher bietet sich im allgemeinen die folgende Vorgehensweise an:

1. Ermittlung und stichprobenartige Erhebung einer ökonomischen Ergebnisgröße.
2. Berechnung einer Nutzenfunktion durch Bestimmung von Sicherheitsäquivalenten einiger weniger einfacher hypothetischer Referenzsegmente.
3. Segmentierung der Eichstichprobe hinsichtlich des mittels kardinaler Nutzentheorie abgeleiteten Zielkriteriums ("ökonomischer Wert der Segmentierung").
4. Segmentierung aller regionalen Einheiten durch Anwendung der gewonnenen Segmentiervorschrift auf die vollständig verfügbaren (soziodemographischen) Merkmale.
5. Flächendeckende Schätzung der wirtschaftlichen Ergebnisgröße durch Mittelwertbildung, Regression oder Berechnung des Sicherheitsäquivalentes innerhalb der Segmente.
6. Optimierung der Planung der wirtschaftlichen Maßnahmen (z.B. Einsatz der Marketinginstrumente) auf der Basis dieser Schätzwerte. Dazu kommen die üblichen graphentheoretischen Verfahren, Algorithmen der ganzzahligen Optimierung oder heuristischen Ansätze in Frage.

Nun gilt es noch, die algorithmischen Grundlagen zu schaffen, um

- den beiden weiteren Forderungen gerecht zu werden, d.h. es sind
- Segmentierungsalgorithmen, die Homogenität hinsichtlich einer exogenen Ergebnisgröße anstreben, anzugeben, und ein
 - unmittelbarer Durchgriff auf den Segmentierungsprozeß durch den Benutzer ist sicherzustellen.

Der letzte Punkt macht ein interaktives Vorgehen erforderlich. Die Möglichkeit der direkten Einflußnahme ist allerdings nur dann wirksam, wenn durch aussagekräftige graphische Unterstützung jederzeit die Anschaulichkeit gewahrt wird und die Wirkung der Eingriffe kontrollierbar ist.

Daher sind die Algorithmen nur ein Teilaspekt der numerischen Realisierung unseres Problems. Erst die benutzerfreundliche Architektur des Gesamtsystems führt zu der geforderten Integration der algorithmischen Werkzeuge in den wirtschaftlichen Entscheidungsrahmen. Dies ist sicherlich am besten auf einem Personal Computer zu erreichen, der beim heutigen Stand der Technologie eine hinreichende Rechenkapazität bietet und gleichzeitig ein bei Großrechnereinsatz nicht zu erreichendes Graphikinterface besitzt.

Aufgrund dieser Erwägungen wird in dieser Arbeit auch kurz die Benutzeroberfläche der erstellten PC-Software beschrieben (5.1) und im Rahmen von Fallbeispielen ihre Effizienz gezeigt.

Im folgenden Kapitel werden nun die Grundalgorithmen für eine entscheidungsorientierte Marktsegmentierung zusammengestellt, die die verfahrenstechnische Basis zur Behandlung der Fallbeispiele im fünften Kapitel bilden.

Kapitel IV Algorithmen zur interaktiven Marktsegmentierung

Die Überlegungen in Kapitel II zeigen, daß eine exakte Lösung des entscheidungsorientierten Segmentierungsproblems nicht möglich ist. Vollenumeration würde zu astronomischen Rechenzeiten führen, und schnelle Austauschalgorithmen enden vorzeitig in einem lokalen Optimum, das weit von der gesuchten Lösung entfernt ist. Andere clusteranalytische Methoden lassen sich nicht auf die spezielle Aufgabenstellung ausrichten.

Man ist also gezwungen, auf einem numerisch praktikablen Weg eine suboptimale Lösung anzustreben, die der gewünschten Segmentierung zumindest in den wesentlichen Punkten sehr nahe kommt. Sucht man etwa Filialstandorte, die allein aufgrund grober demographischer Kriterien sofort akzeptiert werden können, so ist eine feine Segmentierung der schlechteren Standorte zunächst nicht nötig. Ein interaktives Vorgehen erlaubt es, das Ziel der Segmentierung auf eine so konkrete Frage auszurichten und so die für die Entscheidung erforderlichen Informationen herauszukristallisieren, ohne die bezüglich eines globalen Kriteriums optimale Segmentierung zu benötigen.

Die bekannten Algorithmen sind leider für den interaktiven Einsatz aufgrund ihres hohen Rechenaufwands und geringer Eingriffsmöglichkeiten nicht geeignet. Daher müssen sehr schnelle Verfahren entwickelt werden, die akzeptable Lösungen durch geeignete Vergrößerung des Segmentierungsansatzes liefern. Es geht hier in erster Linie darum, den Nachweis zu erbringen, daß das in Kapitel III formulierte entscheidungsorientierte Segmentierungsproblem angemessen numerisch gelöst werden kann. Daher wurde bewußt auf weitergehende mathematische Untersuchungen, wie z.B. Wahrscheinlichkeitstheoretische Überlegungen unter Einbeziehung von Verteilungsannahmen oder die detaillierte Diskussion alternativer Ansätze, verzichtet.

In diesem Kapitel werden die mathematischen Fragen der numerischen Realisierung abgehandelt. Wie man die hier bereitgestellten Werkzeuge auf die Problemstellung anwendet, wird im nächsten Kapitel anhand von Fallbeispielen noch ausführlich erläutert. Ausgehend von dem in 3.1 aufgestellten Anforderungsprofil und plausibler Verteilungsannahmen wird im ersten Abschnitt dieses Kapitels eine iterative Segmentierstrategie entwickelt, deren Einzelschritte im Auffinden einer geeigneten Richtung und anschließender optimaler Partitionierung in dieser Richtung bestehen. In den darauf folgenden Abschnitten werden der Reihe nach die auftretenden numerischen Einzelprobleme gelöst.

4.1 Übersicht über das Verfahren und Gliederung in Teilprobleme

Ausgangspunkt der Rechnungen ist eine Merkmalsmatrix X mit jeweils M metrisch skalierten Merkmalswerten zu N Objekten

$$(1) \quad X = (x_{ij}) , \quad i=1, \dots, N, j=1, \dots, M$$

und ein Vektor einer reellen Ergebnisgröße

$$(2) \quad z = (z_i) , \quad i=1, \dots, N.$$

Gesucht ist eine Segmentierung der N Objekte, bei der die Segmentierungsvorschrift ausschließlich von den Merkmalen abhängt, aber bzgl. z möglichst homogene Klassen liefert. Diese Segmentierung soll mehreren Zwecken dienen:

1. Teilung in Gruppen, die eine anschauliche Interpretation der Abhängigkeit der Ergebnisgröße von den Merkmalen erlaubt.
2. Erkennen lokaler Störungen (z.B. schlechtes Filialmanagement) durch Mittelwertbildung bzw. Regression innerhalb der Gruppen und anschließend Soll-Ist-Vergleich.
3. Expansion der Segmentierung auf eine weitaus größere Zahl von Objekten mit unbekannten Ergebniswerten und Schätzung dieser Werte.

Aus der angegebenen Zielsetzung lassen sich bereits einige Folgerungen für den Segmentierungsansatz ziehen:

1. Für die Anschauung besonders geeignet ist eine baumartige Struktur der Zerlegung, also ein hierarchisches Verfahren.
2. Mittelwertbildung oder Regression sind innerhalb einer Gruppe nur dann sinnvoll, wenn die Mächtigkeit nicht zu klein ausfällt.
3. Beabsichtigt man eine Expansion der Segmentierung, so sollte man darauf achten, daß man durch eine an das persönliche Sicherheitsbedürfnis angepaßte Modifikation der Segmentierungsgrenzen bei den wichtigen Gruppen immer auf der sicheren Seite liegt. Dies erfordert die Möglichkeit des direkten Eingreifens in die Segmentierung.

Also kann man eine schrittweise hierarchische Segmentierung mit jeweils anschaulich klar abgrenzbaren Kriterien und der Möglichkeit der interaktiven Einflußnahme als von der wirtschaftlichen Problemstellung her durchaus vernünftigen und naheliegenden Ansatz empfinden. Ein weiterer Vorteil ist darin zu sehen, daß durch Berücksichtigung der Ergebnisgröße während der Partitionierung die Entstehung unnötiger kleiner Gruppen vermieden wird.

Bevor man aber an die Konzeption des numerischen Verfahrens geht, sollte man sich eine Vorstellung von der Lage der zu den Objekten gehörigen Punkte im M -dimensionalen Merkmalsraum verschaffen. Die Clusteranalyse geht davon aus, daß sich die Punkte in Form von Kugeln oder Ellipsoiden um eine geringe Anzahl von Zentren

scharen. Geht man jedoch von $M=50$ oder mehr Merkmalen aus, so scheint mir dies eher unrealistisch. Denn der Einheitswürfel im 50-dimensionalen Raum hat

$$(3) \quad 2^{50} = 1.126 \cdot 10^{15}$$

Ecken und die Abhängigkeit der Merkmale untereinander ist bereits bei den vergleichsweise sehr geringen Objektzahlen deutlich ausgeprägt. Zwischenzustände bei weiteren Objekten sind ferner wesentlich wahrscheinlicher als völlig neue Typen von Objekten. Daher scheint mir die Vorstellung viel naheliegender, daß es sich bei der Punktwolke der Objekte um ein niedrigdimensionales Gebilde handelt, das in einer sogenannten Mannigfaltigkeit eingebettet ist. Mannigfaltigkeiten sind mathematisch dadurch charakterisiert, daß man sie durch differenzierbare Abbildungen lokal auf Gebiete in einem niedrigdimensionalen linearen Raum abbilden kann. Anschaulich gesagt kann man die gekrümmte Punktwolke lokal platt drücken. Ein Beispiel für eine zweidimensionale Mannigfaltigkeit ist die Kugeloberfläche, die sich durch lokale Karten in die Ebene abbilden läßt. Es wird also kein global linearer Zusammenhang der Merkmale unterstellt, wohl aber, daß die Punktwolke lokal gut durch einen affinen Raum approximierbar ist.

Diese Annahme ist mit guten Resultaten der herkömmlichen Clusteranalyse durchaus vereinbar. Es gibt Verdichtungen innerhalb der Punktwolke, die von der Clusteranalyse gefunden werden. Die niedrige Dimension des Gebildes unterstützt dabei die Aufgliederung in wenige Klassen. Das Ergebnis ist eine Gruppierung, die perlschnurartig die Mannigfaltigkeit überzieht.

In der Clusteranalyse wird die Segmentiervorschrift aus einem auf verschiedenste Weise gebildeten Abstandsmaß hergeleitet. Da die Clusteranalyse keinen Bezug auf eine exogene Ergebnisgröße nimmt, entsteht das unlösbare Problem einer geeigneten Gewichtung der Merkmale. Hinzu kommt die Frage, ob eine Verrechnung von Größen, die unterschiedlichste Dimensionen tragen, überhaupt sinnvoll ist.

Der hier vorgestellte Segmentierungsansatz ist eine Spezialisierung in der Hinsicht, daß zur Trennung der Klassen nur Hyperebenen in Betracht gezogen werden. Da eine niedrigdimensionale Anordnung der Punkte im Merkmalsraum aber durchaus plausibel ist, bedeutet dies nur eine geringe Einschränkung.

Darüberhinaus zeigen empirische Ergebnisse von Häußler [19] und Feilmeier, Fergel und Segerer [12], daß diskriminanzanalytische Verfahren, an die das hier beschriebene Vorgehen angelehnt ist, bei der Hochrechnung von einer Eichstichprobe auf die Gesamtheit wesentlich besser abschneiden als die Clusteranalyse.

Nach diesen Vorbemerkungen liegt folgendes Vorgehen nahe:

Die Segmentierung erfolgt durch schrittweise Verfeinerung. Dabei läßt sich jeder Schritt folgendermaßen gliedern:

1. Wahl des weiter zu teilenden Marktsegments:

Die Auswahl richtet sich nach dem Zweck der Segmentierung. Sind nur "gute" Segmente von Interesse, so wird man auf eine möglichst saubere Charakterisierung der guten Segmente abstellen, während schlechte Segmente undifferenziert bleiben.

2. Auswahl der zu verwendenden Merkmale:

Da hier sachlogische Aspekte eingehen sollen, muß die Auswahl im Dialog geschehen. Algorithmische Unterstützung durch Berechnung der Korrelation der Merkmale mit der Ergebnisgröße ist zweckmäßig.

3. Auswahl einer Segmentierungsrichtung:

Die eigentliche Segmentierung im Merkmalsraum erfolgt durch eine Schar paralleler Hyperebenen. Zur Bestimmung der Lage der Hyperebenen ist die Richtung eines Normalenvektors nötig. Ihre Bestimmung wird in 4.2 erläutert. Dabei kann es vorkommen, daß ein Teil der unter 2. ausgesuchten Merkmale nicht oder nur geringfügig in den Normalenvektor eingeht. In einem interaktiven System ist es dann möglich, die in 2. getroffene Entscheidung zu überdenken und eventuell zu modifizieren. Durch eine restriktivere Auswahl, die dann dasselbe leistet wird die Segmentierung nicht nur übersichtlicher, sondern man vermeidet auch den Einfluß unnötiger Störgrößen.

In diesem Zusammenhang sollte man bedenken, daß es keine schlechthin beste Richtung gibt, sondern diese wesentlich von der konkreten Zielsetzung abhängt. Daher ist hier ein Menü verschiedener Methoden angebracht, aus denen jeweils die am besten geeignete ausgewählt werden kann.

4. Optimale univariate Segmentierung:

Projiziert man die Punkte im Merkmalsraum orthogonal auf die durch den Normalenvektor bestimmte Gerade, so erhält man eine eindimensionale Größe, die die Lage der Punkte im Verhältnis zu den separierenden Hyperebenen festlegt. Damit ist nur noch ein eindimensionales Segmentierungsproblem mit exogener Ergebnisgröße zu lösen. Das algorithmisch bestimmte Optimum sollte durch interaktiven Eingriff den Sicherheitsbedürfnissen des Entscheidungsträgers angepaßt werden können. Dazu ist eine graphische Unterstützung erforderlich.

Die beschriebene Vorgehensweise hat eine Reihe von Vorteilen:

1. Saubere Trennung der Merkmale mit unterschiedlichen Dimensionen durch Bildung dimensionsspezifischer Indikatoren. Damit wird die unsinnige Addition unvergleichbarer Merkmale vermieden.
2. Direkte interaktive Eingriffsmöglichkeit in den Segmentierungsprozeß, sowohl in Bezug auf die Auswahl der Merkmale für den nächsten Schritt, als auch durch manuelle Verschiebung der Grenzen zur Sicherstellung einer dem Zweck entsprechenden Fehlertoleranz.
3. Berücksichtigung einer exogenen Ergebnisgröße während des Partitionierens. Damit besteht die Möglichkeit, das Segmentierungsergebnis der konkreten Zielsetzung anzupassen.

4. Eine fragwürdige Gewichtung der Merkmale entfällt.
5. Realisierung mit geringer Rechenzeit.
6. Die Handlichkeit der interaktiven Implementierung erlaubt ein experimentelles Vorgehen, durch das die Transparenz der Daten erhöht wird, und eine der Zielsetzung entsprechende Segmentierung angestrebt werden kann.
7. Ein Maximum an Anschaulichkeit durch ständige graphische Darstellungen.

Sicherlich sind auch andere Segmentierungsansätze denkbar. Entscheidet man sich jedoch für ein interaktives Verfahren, das durch seine Flexibilität und Anschaulichkeit gravierende Vorzüge aufweist, so sind durch die zulässige Rechenzeit der Realisierung doch sehr enge Grenzen gesetzt. Meines Erachtens stellt die vorgeschlagene Vorgehensweise einen guten Kompromiß zwischen Qualität der algorithmischen Ergebnisse und benötigter Rechenleistung dar.

Die folgenden Abschnitte zeigen nun, wie die oben beschriebenen Einzelschritte algorithmisch zu lösen sind.

4.2 Richtungswahl

Wie bereits im vorangegangenen Abschnitt erwähnt wurde, kann es keine schlechthin beste Segmentierrichtung geben. In einem interaktiven System besteht aber die Möglichkeit, dem Benutzer eine Reihe von Alternativen zur Wahl zu stellen, von denen er die für die augenblicklichen Fragestellung am besten geeignete wählen kann. Dabei sollte man nicht den Fehler begehen, dem Ausprobieren eine zu geringe Bedeutung beizumessen. Denn ein interaktives System mit anschaulicher Graphik erlaubt es dem Benutzer, Zusammenhänge aus den Daten zu lesen, diese Erfahrungen mit der Realität in Einklang zu bringen oder als Zufallsergebnisse abzuqualifizieren und dementsprechend den Segmentiervorgang zu beeinflussen. Da weder die Daten noch das Fachwissen des Entscheidungsträgers alleine zur befriedigenden Lösung des Segmentierungsproblems ausreichen, ist eine maximale Integration beider Informationsquellen anzustreben. Dazu dient unter anderem das hier beschriebene Menü zur zweckmäßigen Wahl der Segmentierrichtung.

Einzelne Merkmale

Selbstverständlich muß es möglich sein, zur Segmentierung nur ein einzelnes Merkmal heranzuziehen. So erhält man eine saubere Einteilung bezüglich besonders wichtiger Größen, die in engem Zusammenhang mit der Ergebnisgröße stehen. Allerdings reicht diese Möglichkeit in der Regel nicht aus. Würde man die Grundgesamtheit für jedes der M Merkmale nur zweiteilen, so würde man eine unsinnig große Zahl von

$$(1) \quad 2^M$$

Klassen bekommen, von denen die allermeisten kein Objekt mehr enthalten. Man könnte also nur die Information von wenigen Merkmalen einbringen.

Außerdem bestehen Wechselwirkungen zwischen den Merkmalen und der Ergebnisgröße, die nur durch Linearkombinationen herausgearbeitet werden können.

Geometrisch gesehen, entspricht eine Segmentierung gemäß einem einzelnen Merkmal einer Teilung des Merkmalsraumes mittels Hyper-ebenen, die auf der entsprechenden Koordinatenachse senkrecht stehen.

Im allgemeinen Fall wird die Richtung der zur Partitionierung in Betracht gezogenen Hyperebenen H_c durch einen Vektor v bestimmt:

Die Hyperebene steht auf v orthogonal, ihre Lage im Raum legt die reelle Konstante c fest.

$$(2) \quad H_c = \{ u \in \mathbb{R}^M \mid \sum_j v_j u_j = c \}.$$

Verwendet man die Komponenten des Normalenvektors v als Koeffizienten für eine Linearkombination der Merkmalswerte, so gibt der resultierende Wert Auskunft über die Lage der Punkte bezüglich der Hyperebenen. Umgekehrt entspricht jeder Linearkombination der Merkmalswerte eine Schar paralleler Hyperebenen. Unsere Aufgabe, eine geeignete Richtung zu finden, ist also äquivalent zur Bestimmung einer geeigneten Linearkombination.

Lineare Regression

Durch lineare Regression findet man eine Approximation der Ergebnisgröße durch eine Linearkombination der Merkmalsvektoren zuzüglich einer Konstanten, deren Fehlerquadratsumme minimal ist. Es liegt nahe und hat sich auch bei meinen Versuchen bewährt, diese Linearkombination der Segmentierung zugrunde zu legen. Man sucht nämlich eine Einteilung in bezüglich der Ergebnisgröße möglichst homogene Gruppen, ohne von der Ergebnisgröße in der Segmentierungsvorschrift Gebrauch machen zu können. Also liegt es auf der Hand, die Partition bezüglich einer optimalen linearen Approximation der Ergebnisgröße durchzuführen.

Das Approximationsproblem kann man bekanntlich auf ein lineares Gleichungssystem zurückführen. Dabei treten jedoch Probleme auf, wenn die Matrix singulär ist. Wie dann vorzugehen ist, wird im Abschnitt 4.4 besprochen, in dem noch genauer auf die lineare Regression eingegangen wird.

Da die Merkmalswerte in der Regel sehr unterschiedliche Dimensionen haben, ist es empfehlenswert, den Regressionsansatz auf einen Teil der Merkmale einzuschränken, der inhaltlich homogen ist. So entstehen Indikatoren, die Aussagen mehrerer Merkmale z.B. über Berufsgruppen oder Haushaltsgrößen in der Weise zusammenfassen, daß die Ergebnisgröße durch sie optimal approximiert wird.

So vermeidet man die doch etwas unbehaglich stimmende Mischung inhaltsfremder Merkmale ohne im anderen Extremfall jede Variable einzeln betrachten zu müssen.

Optimale Korrelation mit der Ergebnisgröße

Sehr ähnlich im Ergebnis ist die Bestimmung einer Linearkombination der Merkmale, die mit der Ergebnisgröße maximal korreliert ist. Zur Formulierung des Optimierungsproblems benötigt man einige Bezeichnungen:

(3):

Sei $X = (x_{ij})$ die Matrix der Werte der m aktivierten Merkmale aller n Objekte, deren Segmentierung nun ansteht,

$i = 1, \dots, n$ der Objektindex, $j = 1, \dots, m$ der Merkmalsindex,

$$\bar{x}_{ij} = x_{ij} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{kj},$$

$\bar{x}_{\cdot j} = (\bar{x}_{ij})_{i=1, \dots, n}$ der modifizierte Vektor des Merkmals j ,

$$Y = \text{span}(\bar{x}_{\cdot j}) = \{ y \in \mathbb{R}^n \mid y = \sum_j v_j \bar{x}_{\cdot j}, v_j \in \mathbb{R} \},$$

$z = (z_i)$ der Vektor der Ergebnisgröße und

$$\bar{z}_i = z_i - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n z_k.$$

Dann gilt es, jenes $y \in Y$ zu finden, das maximal mit z korreliert ist:

$$(4) \quad \text{Max}_{0 \neq y \in Y} \left| \frac{\text{Cov}(y, \bar{z})}{\sigma(y) \cdot \sigma(\bar{z})} \right|.$$

Dieses Kriterium ist natürlich nur dann sinnvoll, wenn zumindest für ein $y \in Y$

$$(5) \quad \text{Cov}(y, \bar{z}) \neq 0$$

gilt oder anders gesagt, wenn nicht alle $\bar{x}_{\cdot j}$ mit $\bar{z}$ unkorreliert sind.

Zunächst ist klar, daß die Lösung nur bis auf einen skalaren Faktor eindeutig bestimmt sein kann, denn es gilt

$$(6) \quad \left| \frac{\text{Cov}(\alpha y, \bar{z})}{\sigma(\alpha y) \cdot \sigma(\bar{z})} \right| = \left| \frac{\alpha \cdot \text{Cov}(y, \bar{z})}{\alpha \cdot \sigma(y) \cdot \sigma(\bar{z})} \right| = \left| \frac{\text{Cov}(y, \bar{z})}{\sigma(y) \cdot \sigma(\bar{z})} \right|.$$

Andererseits sind zwei Lösungen nur bis auf einen konstanten Faktor verschieden. Denn seien y' und y'' Lösungen von (4), für die o.B.d.A.

$$(7) \quad \sigma(y') = \sigma(y'') = 1$$

gilt. Dann ist

$$(8) \quad \text{Cov}(y' + y'', \bar{z}) = \text{Cov}(y', \bar{z}) + \text{Cov}(y'', \bar{z}) = 2 \cdot \text{Cov}(y', \bar{z}),$$

aber für linear unabhängige y' und y''

$$(9) \quad \sigma(y' + y'') < \sigma(y') + \sigma(y'') = 2,$$

also

$$(10) \quad \left| \frac{\text{Cov}(y' + y'', z)}{\sigma(y' + y'') \cdot \sigma(z)} \right| > \left| \frac{2 \cdot \text{Cov}(y', z)}{2 \cdot \sigma(z)} \right| = \left| \frac{\text{Cov}(y', z)}{\sigma(y') \cdot \sigma(z)} \right|$$

im Widerspruch zur Optimalität von y' .

Gesucht ist nun eine Lösung des Problems (4). Diese erhält man aus dem Regressionsansatz

$$(11) \quad \min_{y \in Y} \sum_{i=1}^m (z_i - y_i)^2,$$

sie sei mit $\hat{y}$ bezeichnet. Denn die Lösung von (11) ist gleichzeitig auch Lösung der folgenden Optimierungsaufgaben:

$$(12) \quad \min_{y \in Y} \left(-2 \sum_{i=1}^m z_i y_i + \sum_{i=1}^m y_i^2 \right),$$

$$(13) \quad \max_{y \in Y} \left(\sum_{i=1}^m z_i y_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m y_i^2 \right),$$

$$(14) \quad \max_{y \in Y, \sigma(y) = \sigma(\hat{y})} \sum_{i=1}^m z_i y_i$$

und wegen

$$(15) \quad \text{Cov}(y, z) = \sum_{i=1}^m z_i y_i$$

auch Lösung von (4).

Die Suche nach einer bestmöglich mit der Ergebnisgröße korrelierten Linearkombination der Merkmale bringt also im Vergleich zur linearen Regression nichts wesentlich Neues. Der hier ermittelte Richtungsvektor v ist bis auf einen skalaren Faktor derselbe wie beim linearen Regressionsansatz. Dies bestärkt jedoch das Vertrauen in die dort resultierende Richtung.

Sprungstellendetektor

Sind die Merkmalsvektoren mit der Ergebnisgröße unkorreliert, so versagt der Regressionsansatz, obwohl ein enger Zusammenhang bestehen kann. Dann muß man nach anderen Wegen suchen, um das Richtungsproblem zu lösen.

Zu diesem Zweck kann man sich folgende Beobachtung zunutze machen: Sind

$$(16) \quad a_1 \leq a_2 \leq \dots \leq a_n$$

und

$$(17) \quad b_1, b_2, \dots, b_n$$

zwei endliche Folgen reeller Zahlen, so wird die Summe

$$(18) \quad \sum_{i=1}^n a_i b_{\pi(i)}$$

genau dann am größten, wenn die Permutation π so gewählt wird, daß

$$(19) \quad b_{\pi(1)} \leq b_{\pi(2)} \leq \dots \leq b_{\pi(n)}$$

gilt.

Ein enger Zusammenhang zwischen einer Linearkombination y der Merkmalsvektoren und der Ergebnisgröße z äußert sich darin, daß Objekte mit nahe beieinanderliegenden y -Werten sich auch in ihrem z -Wert nur gering unterscheiden.

Vereint man diese Beobachtungen, so erhält man als Optimalitätskriterium für y :

$$(20) \quad \text{Max}_{0 \neq y \in Y} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (z_i - z_j)^2 (y_i - y_j)^2}{\sum_{i=1}^n y_i^2},$$

wobei der Nenner die Aufgabe der Normierung hat.

Setzt man nun mit den Bezeichnungen unter (3)

$$(21) \quad y = \sum_j v_j x_{.j}$$

in (20) ein, so läßt sich die Optimalitätsformel schreiben in der Form

$$(22) \quad \text{Max}_{Bv \neq 0} \frac{v^T A v}{v^T B v}.$$

Dies führt zum allgemeinen Eigenwertproblem

$$(23) \quad A v = \alpha B v.$$

Ein zum betragsgrößten Eigenwert α gehöriger Eigenvektor v ist nun die Lösung unseres Problems (vgl. Anhang B). In Teil C des mathematischen Anhangs sind die notwendigen numerischen Methoden kurz skizziert. Man findet dort auch ausreichend weiterführende Literaturangaben.

Schreibt man den Zähler von (20) aus, so erkennt man, daß eine immense Zahl von $O(n^2 \cdot m^2)$ Multiplikationen zur Auswertung von A nötig wäre. Durch geschickte Umrechnung erhält man jedoch eine numerisch praktikable Form zur Berechnung der Komponenten von A . Der Rechenaufwand ist dann von der Ordnung $O(n \cdot m^2)$, und die zu erwartende Rechenzeit zur Aufstellung der Matrizen A und B zusammen ist etwa doppelt so hoch wie beim Regressionsansatz.

Im Fall der Unkorreliertheit, in dem Regressionsansätze nicht mehr sinnvoll sind, hat man also mit (20) ein numerisch gut brauchbares Ersatzkriterium.

Diskriminanzrichtung

Als letzte Möglichkeit untersuchen wir den Ansatz der Diskriminanzanalyse, der in 2.2 beschrieben wurde.

Wie dort betrachten wir die Innergruppenkovarianzmatrix $W(G)$ bezüglich einer Segmentierung G der Objekte in K disjunkte Gruppen $g_1, g_2, \dots, g_K$

$$(24) \quad W(G) = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in g_k} (x_i - M_k)^T (x_i - M_k),$$

wobei wie im zweiten Kapitel

$$(25) \quad x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$$

der Merkmalsvektor des i -ten Objektes und M_k der Mittelpunkt von g_k ist

$$(26) \quad M_k = \frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} x_i,$$

und die Zwischengruppenkovarianzmatrix $B(G)$

$$(27) \quad B(G) = \sum_{k=1}^K |g_k| (M_k - M_0)^T (M_k - M_0),$$

wobei M_0 der Gesamtmittelpunkt ist.

Als Trennungskriterium wurde dort eine eindimensionale Größe y hergeleitet, die die Gruppen möglichst gut separiert. Ist

$$(28) \quad y_i = \sum_j v_j x_{ij}, \quad i = 1, \dots, n,$$

so erhält man eine gewichtete Summe der Innergruppenvarianzen bezüglich y

$$(29) \quad v^T W(G) v$$

und der Zwischengruppenvarianzen bezüglich y

$$(30) \quad v^T B(G) v.$$

Die Suche nach einem v , das den Quotienten dieser beiden Werte als Maß der Trennschärfe maximiert, führt auf das allgemeine Eigenwertproblem

$$(31) \quad B(G)v = \alpha W(G)v.$$

Ein optimaler Richtungsvektor v ergibt sich als Eigenvektor, der zum größten Eigenwert gehört (vgl. Anhang B und C).

Der Haken an diesem Vorgehen besteht darin, daß man die Gruppierung bereits kennen muß und erst dann obige Rechnungen möglich sind. Für die Definition der Eingangsgruppierung G ist jedoch die Verwendung der Ergebnisgröße z durchaus erlaubt. So kann man etwa versuchen, die Gruppe der Objekte mit dem 1. Drittel der aufsteigend geordneten z -Werte von der Gruppe mit dem 3. Drittel zu trennen. Leider zeigen empirische Untersuchungen (z.B. Feilmeier et al. [12]), daß dies nicht immer voll befriedigend gelingt. Der Grund dafür liegt in der Heterogenität der Gruppe der "guten" bzw. "schlechten" Objekte bezüglich ihrer Merkmale. Als Vorteil sollte jedoch erwähnt werden, daß sich in der empirischen Arbeit von Feilmeier et al. [12] die Diskriminanzanalyse bei der Übertragung der Segmentierung von der Analyse- auf die Bewertungsstichprobe gegenüber einer klassischen Clusteranalyse deutlich überlegen zeigte. Dies spricht für die Verwendung einer

auf diesem Wege berechneten Segmentierungsrichtung. Anschließend sollte man jedoch die Partitionierung bezüglich y detaillierter und der Entscheidungssituation angepaßt vornehmen. Dazu stellt der nächste Abschnitt die numerischen Methoden bereit.

Schließlich kann die Definition der Eingangsgruppierung durch interaktive Graphik sehr flexibel und wirkungsvoll vorgenommen werden. Dies wird anhand der Fallbeispiele in Kapitel V demonstriert und ist m.E. ein weiterer wesentlicher Vorteil der hier vorgeschlagenen Vorgehensweise.

Diesen Abschnitt wollen wir mit einigen Bemerkungen zur sachgerechten Verwendung obiger Methoden beschließen.

Bevor man mit der eigentlichen Segmentierung beginnt, sollte man die berechneten Koeffizienten kritisch betrachten. Sehr kleine Koeffizienten deuten an, daß das dazugehörige Merkmal in diesem Zusammenhang nur eine geringe Beziehung zur Ergebnisgröße hat. Um unnötige Streuungseinflüsse zu vermeiden und eine bessere Übersichtlichkeit des Segmentierungsergebnisses zu erreichen, wird man auf dieses Merkmal an dieser Stelle ganz verzichten. Das schließt jedoch nicht aus, daß das Merkmal später in einem Teilsegment große Bedeutung erlangt.

Etwa gleichgroße Koeffizienten mit entgegengesetzten Vorzeichen sind mit besonderem Argwohn zu betrachten. Es besteht dann die Gefahr, daß die Ergebnisgröße durch Linearkombination der in den Merkmalen vorhandenen Streuung approximiert wird. Bei Expansion der Segmentierung auf eine größere Grundgesamtheit führt dies zu völlig unsinnigen Ergebnissen. Vor einer eventuellen Segmentierung sollte man daher versuchen, sich die unterschiedlichen Vorzeichen inhaltlich plausibel zu machen. Gelingt dies nicht, so wird man sicherheitshalber die Zahl der herangezogenen Merkmale reduzieren oder auf eine andere Weise die Segmentierrichtung bestimmen.

Die Möglichkeit solcher Betrachtungen während des Segmentiervorganges ist ein hoch einzuschätzender Vorteil eines interaktiven Systems.

Es sind noch eine ganze Reihe weiterer Ansätze zur Bestimmung einer guten Segmentierrichtung denkbar. Die in diesem Paragraphen vorgeschlagenen Alternativen dürften jedoch in der Regel genügen und haben sich bei der in Kapitel V beschriebenen Regionalsegmentierung durchaus bewährt.

4.3 Optimale univariate Segmentierung

Steht die Segmentierungsrichtung fest, so gilt es, ein univariates Segmentierungsproblem zu lösen. Denn für jedes Objekt kennt man neben der Ergebnisgröße z_i das Skalarprodukt

$$(1) \quad y_i = \langle v, x_i \rangle = \sum_j v_j x_{ij}.$$

Segmentiert man bezüglich einer Hyperebene

$$(2) \quad H_c = \{ u \in \mathbb{R}^m \mid \sum_j v_j u_j = c \},$$

so ist offenbar die Beziehung von y_i zu c maßgebend für die Lage des Punktes i relativ zur Hyperebene H_c .

Damit läßt sich das Problem so formulieren:

Bei vorgegebenem K sind Konstanten

$$(3) \quad \min_i \{y_i\} = c_0 \leq c_1 < c_2 < \dots < c_{K-1} < c_K = \max_i \{y_i\}$$

zu finden, sodaß für $k=1,2,\dots,K$ die Gruppen

$$g_1 = \{ i \mid c_0 \leq y_i \leq c_1 \}$$

$$g_2 = \{ i \mid c_1 < y_i \leq c_2 \}$$

...

(4)

$$g_k = \{ i \mid c_{k-1} < y_i \leq c_k \}$$

...

$$g_K = \{ i \mid c_{K-1} < y_i \leq c_K \}$$

eine solche Einteilung G von $\{1,2,\dots,n\}$ in nichtleere disjunkte Mengen und damit der n Objekte definieren, für die eine von den z_i abhängende Zielfunktion Z ein Optimum erreicht.

Als mögliche Zielfunktion Z werden hier exemplarisch betrachtet:

1. Summe der Abstandsquadrate vom Gruppenmittelwert:

$$(5) \quad z_Q(G) = z_Q(g_1, g_2, \dots, g_K) = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in g_k} (z_i - \bar{z}_k)^2,$$

wobei

$$(6) \quad \bar{z}_k = \frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} z_i$$

der Mittelwert der (z_i) innerhalb der Gruppe g_k ist. Eine optimale Segmentierung liegt bei minimalem $Z_Q(G)$ vor.

2. Optimale lineare Approximierbarkeit innerhalb der Segmente:

Die Zielfunktion Z_Q gibt die Summe der quadratischen Abweichungen vom Gruppenmittelpunkt wieder. Besteht ein enger funktionaler Zusammenhang zwischen Merkmalen und Ergebnisgröße z , der einen lokalen linearen Regressionsansatz rechtfertigt, so ist dieses Kriterium (5) zu grob. Man sollte dann besser große Abschnitte, in denen der Zusammenhang linear ist, ungeteilt lassen, und dafür an Stellen starker Krümmung feiner segmentieren.

Dann bietet sich als zu maximierende Zielfunktion

$$(7) \quad Z_B(G) = Z_B(g_1, g_2, \dots, g_K) = \sum_{k=1}^K B(g_k)$$

oder

$$(8) \quad Z_B(G) = Z_B(g_1, g_2, \dots, g_K) = \sum_{k=1}^K |g_k| B(g_k)$$

an, wobei $B(g_k)$ das Bestimmtheitsmaß der Regressionsgeraden innerhalb von g_k bei linearer Approximation von z durch y ist. Das Bestimmtheitsmaß ist gleich 1, falls alle Punkte auf einer Geraden liegen, bei starker Streuung ist es im Extremfall gleich 0.

3. Summe der gewichteten Sicherheitsäquivalente:

Sucht man mit Hilfe der in 3.2 beschriebenen Methoden der kardinalen Nutzentheorie eine gleichmäßig gute Segmentierung, so erscheint es zweckmäßig, eine maximale Summe der Sicherheitsäquivalente der Gruppen gewichtet mit deren Mächtigkeit anzustreben.

$$(9) \quad Z_u(G) = Z_u(g_1, g_2, \dots, g_K) = \sum_{k=1}^K |g_k| u^{-1} \left(\frac{1}{|g_k|} \sum_{i \in g_k} z_i \right).$$

Dabei ist die Nichtlinearität von u wesentlich, da sonst $Z_u(G)$ konstant ist. Die Zielfunktionen, die in allgemeiner Form in 3.2.1 angegeben wurden, können hier völlig analog eingesetzt werden.

Verfügt man über die Merkmalswerte und damit den y-Wert für alle Objekte einer Grundgesamtheit, kennt die Ergebnisgröße z jedoch nur für Objekte einer Eichstichprobe, so kann die Gewichtung in obiger Summe mit den Gruppenmächtigkeit innerhalb der Grundgesamtheit erfolgen. Denn die trennenden Hyperebenen definieren auch sofort eine Partition sämtlicher Objekte mit bekannten Merkmalswerten. So kann man die Bedeutung der Gruppen in die Zielfunktion einbringen.

Der Vorteil dieser Zielfunktionen im Vergleich mit den in 2.1.2 beschriebenen Kriterien liegt in der direkten Beziehung zum Unternehmensziel, während in 2.1.2 nur Merkmalswerte in die Segmentierung eingehen, über deren Relevanz keine quantitativen Informationen vorliegen und deren "richtige" Gewichtung daher dem Zufall überlassen bleibt.

Daneben ist die Wirkung so manchen Zielkriteriums eines clusteranalytischen Verfahrens nur schwer durchschaubar. Im Gegensatz dazu kann hier je nach Fragestellung und Intention des Entscheidungsträgers recht leicht eine Zielfunktion individuell definiert werden.

Schließlich haben die Zielfunktionen eine für Rekursionsverfahren wichtige algebraische Eigenschaft, denn es gilt für $k=1, \dots, K-1$:

$$(10) \quad Z(g_1, g_2, \dots, g_K) = Z(g_1, \dots, g_k) + Z(g_{k+1}, \dots, g_K).$$

Theoretisch wäre es nun mit Hilfe der in 2.1.4 beschriebenen dynamischen Optimierung möglich, die optimalen Trennpunkte zu bestimmen. Die praktische Durchführung scheitert jedoch daran, daß der Rechenaufwand dieses Verfahrens quadratisch mit der Zahl der Objekte zunimmt.

Daher liegt es nahe, das Problem zu vergrößern und als Trennwerte nur eine Auswahl der (y_i) zuzulassen. So bekommt man aber nicht einmal ein lokales Optimum.

Es hat auch wenig Sinn, anschließend ein lokales Optimum mit Hilfe eines Austauschverfahrens anzustreben, da aufgrund der Streuung der Ergebnisgrößen (z_i) eine Vielzahl solcher lokaler Optima existiert.

Daher wird hier ein heuristischer Algorithmus entwickelt, der durch ein mehrstufiges rekursives Vorgehen dem globalen Optimum zumindest nahe kommt.

Zunächst müssen die (y_i) der Größe nach sortiert werden. Da die Zahl der Objekte bei realen Problemen sehr groß und die verfügbare Rechenzeit recht klein ist, muß man selbst diesem Schritt Aufmerksamkeit widmen. Am besten geeignet ist die wegen ihrer beeindruckenden Leistung von seinem Erfinder C.A.R. Hoare mit Quicksort benannte Sortiermethode (z.B. Wirth [51], Abschnitt 2.2.6, S. 113 ff). Sie wird im erstellten Programmpaket verwendet und beansprucht nur einen geringen Teil der Gesamt-Rechenzeit.

Für eine einfachere Formulierung sei für das folgende angenommen, daß die Objekte so numeriert sind, daß

$$(11) \quad y_1 \leq y_2 \leq \dots \leq y_n$$

gilt.

Dann kann eine Partition der Objekte durch die Indizes t_k der Trennpunkte beschrieben werden:

$$(12) \quad 0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_K = n$$

und

$$(13) \quad g_k = \{ i \mid t_{k-1} < i \leq t_k \}$$

für alle $k=1, \dots, K$. Die Optimalpartition sei durch

$$(14) \quad 0 = t_0^* < t_1^* < t_2^* < \dots < t_K^* = n$$

bezeichnet.

Zunächst ist eine grobe Eingrenzung des Optimums durch Beschränkung der Indexwerte auf eine Teilmenge T von $\{1, 2, \dots, n-1\}$ und Anwendung der herkömmlichen dynamischen Optimierung möglich. Dabei kann die Festlegung von T starr mit der Kongruenzmethode (z.B. jeder 50. Indexwert, also 1, 51, 101, 151, ...) erfolgen, oder flexibel Rücksicht auf die zugrundeliegenden y - und z -Werte nehmen.

Damit erhält man eine Partition, die durch

$$(15) \quad 0 = t_0' < t_1' < t_2' < \dots < t_K' = n$$

mit $t_1', t_2', \dots, t_K' \in T$ festgelegt ist.

Da man davon ausgehen kann, daß bei grober Abweichung von der Optimalpartition die Zielfunktionswerte deutlich schlechter werden, ist es durchaus plausibel zu vermuten, daß sich jeder einzelne Trennindex der gefundenen Partition vom entsprechenden Trennindex der Optimalpartition nur in geringem Maße unterscheidet, also mit einer ganzzahligen Konstanten L

$$(16) \quad |t_k^* - t_k'| \leq L.$$

gilt. Anders geschrieben bedeutet dies mit

$$(17) \quad T_k := \{ t_k' - L, t_k' - L + 1, \dots, t_k', \dots, t_k' + L \};$$

$$(18) \quad t_k^* \in T_k.$$

Damit reduziert sich die Suche nach dem Optimum auf Partitionen, für deren Trennpunkte

$$(19) \quad t_k \in T_k$$

gilt. Der Algorithmus dafür läßt sich wie folgt beschreiben:

erster Schritt:

Bestimme für alle $t_1 \in T_1$ die optimale Partition von $\{1, 2, \dots, t_1\}$ in 1 Teilmenge.

Dies ist trivialerweise diese Menge selbst.

k-ter Schritt ($k=2, \dots, K-1$):

Bestimme für alle $t_k \in T_k$ die optimale Partition von $\{1, 2, \dots, t_k\}$ in k Teilmengen.

Aufgrund der Additivität der Zielfunktion Z und der Ergebnisse der vorangegangenen Schritte muß man zu diesem Zweck jeweils nur die $2l+1$ Möglichkeiten für $t_{k-1} \in T_{k-1}$ durchprobieren, insgesamt sind es also $(2l+1)^2$ Fälle. Denn die Additivität der Zielfunktion gewährleistet, daß eine Partition von $\{1, 2, \dots, t_k\}$ in k Teilmengen mit

$$(20) \quad 0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_k$$

nur dann optimal sein kann, wenn

$$(21) \quad 0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_{k-1}$$

die Menge $\{1, 2, \dots, t_{k-1}\}$ optimal partitioniert.

Diese optimalen Partitionen sind jedoch aus dem vorangegangenen Schritt bekannt.

K-ter Schritt:

Um die optimale Partition von $\{1, 2, \dots, n\}$ in K Gruppen zu finden, braucht man nun nur noch die $2l+1$ Fälle für t_{k-1} zu unterscheiden, denn $t_K=n$ liegt fest.

Nun bleibt noch die Frage zu klären, welchen Wert die Konstante L tragen soll. Je größer man L wählt, umso größer ist die Sicherheit, das globale Optimum zu erreichen, dafür wächst der Rechenaufwand quadratisch mit L.

Geht man vom Rechenaufwand als limitierender Größe aus, so ist

$$(22) \quad L = \text{Round}(1 \cdot n^{\frac{1}{2}})$$

mit einer Konstante 1, die in den verwendeten Programmen gleich 1 gesetzt wurde, eine vernünftige Wahl. Denn ein lineares Anwachsen der Rechenzeit mit n ist nicht zu vermeiden, und

$$(23) \quad L^2 \approx 1^2 \cdot n$$

ist dann von der gleichen Größenordnung.

Auf diese Weise konnte eine Segmentierung mit guten Ergebnissen bei vernünftiger Rechenzeit erreicht werden.

Bei der Beurteilung eines solchen heuristischen Verfahrens sollte man die Gesamtproblematik im Auge behalten. Man wird immer einen Kompromiß zwischen exakter mathematischer Lösung und erträglichem Rechenaufwand schließen müssen. Viel problematischer als die hier dargestellte Heuristik ist der Ansatz der Zielfunktion an sich, die den ökonomischen Wert einer Partition niemals vollständig widerspiegeln kann. Daher kann die Suche nach der hinsichtlich dieser Zielfunktion optimalen Partition einen exorbitanten Rechenaufwand nicht rechtfertigen.

Entscheidend für die Durchführbarkeit dieses Algorithmus ist die Möglichkeit, die Zielfunktionswerte leicht durch Rekursion zu berechnen. Auf die Wiedergabe dieser Formeln soll hier jedoch verzichtet werden.

4.4 Weitere numerische Überlegungen

Vor allem das Problem der linearen Regression bedarf aufgrund der speziellen Datensituation einer eingehenderen Untersuchung. Die lineare Regression wird sowohl zur Richtungsbestimmung in 4.2 verwendet, als auch zur Approximation der Ergebnisgröße innerhalb der Gruppen nach erfolgter Segmentierung.

Die Bezeichnungen aus Abschnitt 4.2 werden übernommen, jedoch wird die Merkmalsmatrix X um eine führende Spalte mit konstantem Eintrag "1" ergänzt, d.h. $x_{0k} = 1$ für alle $k=1, \dots, m$.

Dann schreibt sich die Regressionsaufgabe:

$$(1) \quad \min_v \sum_{i=1}^n (z_i - \sum_{k=0}^m v_k x_{ik})^2$$

Ihre Lösung ergibt sich aus dem linearen Gleichungssystem

$$(2) \quad Av = b$$

wobei $A = (a_{kl})_{k,l=0, \dots, m}$ mit

$$(3) \quad a_{kl} = \langle x_{\cdot k}, x_{\cdot l} \rangle$$

und $b = (b_0, b_1, \dots, b_m)^T$ mit

$$(4) \quad b_l = \langle z, x_{\cdot l} \rangle$$

ist.

Da die Merkmale in der Regel hoch korreliert sind, hat man es häufig mit einer singulären Matrix A zu tun. Daher können Standardroutinen zur Lösung von Gleichungssystemen nicht mehr ohne weiteres verwendet werden. Da ohnehin ein leistungsfähiges Programmpaket zur Lösung von Eigenwertaufgaben bereitgestellt werden mußte (Anhang C), bietet sich hier seine Verwendung an.

Die Matrix A ist symmetrisch und positiv semidefinit (Anhang B). Daher sind alle Eigenwerte nichtnegative reelle Zahlen und es gibt $m+1$ linear unabhängige paarweise zueinander orthogonale und auf 1 normierte Eigenvektoren $w_0, w_1, \dots, w_m$ von A (Anhang B). Sind (α_k) die dazugehörigen Eigenwerte, so gilt für $k=1, \dots, m$

$$(5) \quad Aw_k = \alpha_k w_k.$$

Die Eigenvektoren seien nun als Spaltenvektoren zu einer Matrix W zusammengefaßt. Damit kann man das Gleichungssystem $Av=b$ auf eine sehr einfache Gestalt zurückführen. Zu diesem Zweck wird der Vektor v als Linearkombination der (w_k) angesetzt

$$(6) \quad v = \sum_{k=0}^m u_k w_k = Wu$$

und die resultierende Gleichung von links mit W^T multipliziert. Man erhält

$$(7) \quad (W^T A W)u = W^T b.$$

Wegen (5) steht auf der linken Seite nun eine Diagonalmatrix, deren Diagonalelemente gerade die berechneten Eigenwerte sind. Nun erhält man u , indem man die Komponenten der rechten Seite berechnet und durch die Eigenwerte dividiert. Einsetzen in (6) liefert v . Bei einer singulären Matrix kann aufgrund von Rundungsfehlern bei der numerischen Lösung des Eigenwertproblems durchaus auch ein negativer Eigenwert entstehen oder ein Eigenwert, der exakt gleich 0 ist, sehr klein aber von 0 verschieden errechnet werden. Dann muß man sich eine plausible Untergrenze für die Eigenwerte überlegen, ab der sie als gleich 0 betrachtet werden. Das Gleichungssystem ist dann nicht eindeutig lösbar, die korrespondierende Komponente von u kann beliebig - aus Stabilitätsgründen am besten gleich 0 - gesetzt werden.

Eigenwertroutinen, wie das übliche QR-Verfahren, die während der Iteration ihre Konvergenzgeschwindigkeit durch Translation der Diagonalelemente erhöhen, versagen bei Eigenwertproblemen mit um Zehnerpotenzen verschiedenen Eigenwerten. Dann ist ein sehr restriktives Abschneiden nötig.

Aufbauend auf einer Idee von Francis (siehe Wilkinson, Reinsch [50], S. 241 ff) wurde das implizite QL-Verfahren entwickelt, das sich auch im Falle sehr unterschiedlicher Eigenwerte außerordentlich stabil verhält.

Da keine zuverlässigen Fehlerabschätzungen bekannt sind und die Grenze offenbar vom Algorithmus und vom Computer abhängt, bleibt nichts anderes übrig, als diese Grenze empirisch zu bestimmen.

Als Maßstab ist sicher der Quotient aus Eigenwert α_k und maximalem Eigenwert $\alpha_{\max}$ sinnvoll

$$(8) \quad q_k := \frac{\alpha_k}{\alpha_{\max}},$$

und als Vergleichswert die Maschinengenauigkeit. Sie ist definiert als die kleinste Zahl δ , für die auf dem Computer

$$(9) \quad 1 + \delta \neq 1$$

gilt. Es zeigte sich eine erstaunliche Stabilität des impliziten QL-Verfahrens, sodaß die Bedingung

$$(10) \quad q_k > 10 \cdot \delta$$

völlig ausreichte.

Dennoch kann man, wie die folgende Überlegung zeigt, ohne Genauigkeitsverlust eine wesentlich größere Schranke verwenden, da die Daten X und z bei weitem nicht mit Maschinengenauigkeit verfügbar sind. Es gilt nämlich

$$(11) \quad c := W^T b = W^T X^T z = (XW)^T z$$

und daher

$$(12) \quad c_k = (Xw_k)^T z.$$

Da

$$(13) \quad \|Xw_k\|^2 = (Xw_k)^T (Xw_k) = w_k^T X^T X w_k = w_k^T A w_k = \alpha_k,$$

aber nach Voraussetzung

$$(14) \quad \|w_k\| = 1,$$

hängt c_k bei sehr kleinem α_k nur noch von Rundungsfehlern in X ab.

Dies bedeutet nicht, daß eine zu kleine Schranke etwas verdirbt, denn die Rechengenauigkeit ist ja tatsächlich vorhanden. Nur wird das Ergebnis nicht besser, wenn man z.B. Daten, die auf drei Stellen genau sind, auf 12 Stellen genau approximiert durch Daten, die wiederum nur auf drei Stellen genau sind.

Als Abbruchkriterium bietet sich daher die Ungleichung

$$(15) \quad \frac{\alpha_k}{\alpha_{\max}} < \tau$$

an, wobei τ deutlich größer als die Maschinengenauigkeit δ , jedoch kleiner als die relative Genauigkeit der Daten X und z ist. Aufgrund der großen Genauigkeitsdifferenz zwischen Rechnung und Daten ist diese Wahl ziemlich unkritisch.

Die Rechnungen wurden auf einem IBM-kompatiblen AT mit einem für den heutigen Stand der Technik relativ langsamen 4.7 MHz 80287 Koprozessor durchgeführt.

Als Compiler diente Turbo-Pascal 4.0, der reelle Arithmetik mit einer Mantisse bis 63 Bit (insgesamt 10 Byte) unterstützt. Als Speicherformat wurde der Datentyp double (8 Byte) mit einer Mantissenlänge von 52 Bit verwendet.

Die Rechenzeiten für kleine Eigenwertprobleme ($m < 10$) lagen deutlich unter einer Sekunde, auch größere waren in durchaus akzeptabler Zeit (z.B. $m=40$: 30 Sekunden) zu lösen.

Für die normalerweise kleinen Werte von m war das Aufbauen der Matrix A zeitbestimmend.

Der ausgewählte Eigenwertalgorithmus war also sowohl bezüglich Genauigkeit als auch Rechenzeit voll zufriedenstellend.

Kapitel V Segmentierung der Postzustellbezirke in der Bundesrepublik Deutschland

Die Idee einer problemspezifischen Segmentierung führte uns im dritten Kapitel zu einem Anforderungsprofil. Zu dessen Erfüllung wurde ein entscheidungstheoretischer Ansatz vorgeschlagen, dessen numerische Behandlung mit den Algorithmen des vierten Kapitels möglich ist. Diese Algorithmen sind allerdings sehr allgemein gehalten und auch zur näherungsweise Optimierung von Zielfunktionen geeignet, die von der kardinalen Nutzentheorie unabhängig sind (z.B. (5), (7) und (8) in 4.3).

Hier soll nun gezeigt werden, wie die entwickelten Konzepte in einem interaktiven System effizient realisiert werden können und welche Vorteile sie gegenüber der herkömmlichen Vorgehensweise bieten. Zum Vergleich der Verfahren wurden Regionaltypologien für Deutschland erstellt.

Die zugrundeliegende Datenbasis wird im ersten Abschnitt dieses Kapitels erläutert. Anschließend wird die numerische Realisierung auf einem Personal Computer beschrieben. Dabei geht es in erster Linie um die Benutzeroberfläche, die einen entscheidenden Einfluß auf die Wirksamkeit der für den interaktiven Einsatz konzipierten Methodik hat. Schließlich werden individuelle Regionaltypologien für ein Versandhaus, den Deutschen Bücherbund, den VdK und eine deutsche Großbank entwickelt und mit den Standardtypologien verglichen, die man durch Cluster- oder Diskriminanzanalyse erhält.

5.1 Beschreibung der Datenbasis

Allen in dieser Arbeit durchgeführten Rechnungen liegt eine Datenmatrix

$$(1) \quad X = (x_{ij}) \quad , \quad i=1, \dots, N, \quad j=1, \dots, M$$

mit

$$(2) \quad N = 637$$

Objekten und jeweils

$$(3) \quad M = 37$$

Merkmale zugrunde.

Die Objekte sind hierbei Postzustellbezirke, die die kleinsten betrachteten regionalen Einheiten darstellen.

Durch Zählung von Adressen wurden 37 soziodemographische Merkmale für jeden Postzustellbezirk ermittelt, die im folgenden aufgelistet sind. Für die Überlassung dieser Daten möchte ich Herrn Dr. Ruhland ganz herzlich danken.

1 Anzahl der Privatadressen.

Als Adresse gilt jede Anschrift einer Privatperson. Da in einem Haus mehrere Haushalte sein können, ist die Anzahl der Privatadressen in der Regel größer als die Anzahl der Häuser. Sie ist jedoch in der Regel kleiner als die Einwohnerzahl, da mehrere in einem Haushalt lebende Personen hier nur einmal gezählt werden.

2 Anteil Titelträger je Adresse.

Als Titel gelten alle akademischen Grade, also Prof., Dr., Dipl.-Ing. etc.. Da die Daten durch Zählung von Anschriften ermittelt wurden, entspricht diese Kenngröße nicht dem Anteil aller Titelträger relativ zur Gesamtbevölkerung, sondern dem prozentualen Anteil der Titelträger unter den Haushaltsvorständen.

3 Anteil Adelliger je Adresse.

Analog wie für Merkmal 2 entspricht diese Größe dem Anteil der Adressen unter der Gesamtheit aller Adressen im betrachteten Postzustellbezirk, bei denen der Adelstitel aus dem Namen in der Anschrift hervorgeht.

4 Anteil Frauen je Adresse.

Hierbei handelt es sich um den Anteil der Adressen, in deren Anschrift ein weiblicher Vorname auftritt. Aufgrund der Alterspyramide und ihrer Asymmetrie bezüglich der Lebenserwartung kann ein so definierter Frauenanteil auch als Indikator für die altersmäßige Zusammensetzung der Wohnbevölkerung dienen.

5 Anteil Häuser je Privatadresse.

Quotient aus Anzahl aller Häuser im Bezirk und der Anzahl der Privatadressen.

6 Haushalte je Hausnummer, adressenweise gemittelt.

Für jede Privatadresse wurde die Anzahl der Haushalte unter derselben Hausnummer ermittelt und deren ungewogenes arithmetisches Mittel berechnet.

7 Haushalte je Hausnummer, hausweise gemittelt.

Wie 6, jedoch wurde die Berechnung hausweise durchgeführt. So erhalten Häuser mit vielen Haushalten bei der Mittelwertbildung ein geringeres Gewicht als unter 6.

- 8 Anteil 1-2 Haushalte je Hausnummer, adressenweise.
9 Anteil 3-5 Haushalte je Hausnummer, adressenweise.
10 Anteil 6-10 Haushalte je Hausnummer, adressenweise.
11 Anteil mehr als 10 Haushalte je Hausnummer, adressenweise.
Wie für Merkmal 6 wurde für jede Adresse die Anzahl der Haushalte unter derselben Hausnummer ermittelt. Im Gegensatz zu oben wird hier die Hausgröße jedoch nicht gemittelt, sondern ein Histogramm in den Merkmalen 8-11 abgelegt.
- 12 Wohnadressenverdichtung.
Zunächst wurde für jede Straße das mit der Anzahl der Adressen einer Hausnummer gewichtete arithmetische Mittel der Hausnummern ermittelt und vom ungewichteten arithmetischen Mittel der Hausnummern abgezogen. Das arithmetische Mittel dieser Größe wurde als Indikator für die Verdichtung der Wohnadressen herangezogen.
Ist nämlich die Hausgröße über eine Straße homogen verteilt, so stimmt das gewichtete mit dem ungewichteten arithmetischen Mittel überein, also Indikatorwert 0.
Handelt es sich jedoch um eine Straße, die zum Ortskern hin dichter besiedelt ist, so wird die Differenz positiv, da die Zählung der Hausnummern vereinbarungsgemäß im Ortskern beginnt.
- 13 Anteil Beschäftigte im Bau je Adresse.
14 Anteil Hilfsarbeiter je Adresse.
15 Anteil Einkäufer je Adresse.
16 Anteil gängige Berufe im Verkehr je Adresse.
17 Anteil gängige Berufe in der Hauswirtschaft je Adresse.
18 Anteil Verwaltungsangestellte je Adresse.
19 keine Berufsangabe je Adresse.
Die Merkmale 13-19 spiegeln die Verteilung der Berufsgruppen in einem Bezirk wider. Um statistisch signifikante Größen zu erhalten, wurden nur die größten Berufsgruppen berücksichtigt.
- 20 Anteil ausländisch klingender Vornamen.
Diese Größe wurde ermittelt als Anteil der Adressen mit einem ausländisch klingenden Vornamen in der Anschrift.
- 21 Anteil der Häuser mit Zusatz in der Hausnummer.
Gemeint sind Zusätze wie 7a, 11b etc.. Das häufige Auftreten solcher Zusätze kann auf dichte Besiedelung hindeuten (Bebauung von Hinterhöfen). In 5.3 ergibt sich ein erstaunlich starker Zusammenhang dieses Merkmals mit der Summe der Kontenstände der Wohnbevölkerung eines Postzustellbezirkes.
- 22 Durchschnittliche Länge der Straßen.
Als Straßenlänge wurde die Differenz aus maximaler und minimaler Hausnummer in der Straße definiert. Diese Werte wurden nun je Adresse ermittelt und anschließend gemittelt.

- 23 Anzahl der Straßen im Postzustellbezirk.
- 24 Anzahl der Firmen / Anzahl der Privatadressen.
- 25 Anzahl der Telexadressen / Anzahl der Firmenadressen.
- 26 Anzahl der Datexadressen / Anzahl der Firmenadressen.
- 27 Anzahl der Adressen in einem mischgenutzten Haus / Anzahl der Privatadressen.
Als mischgenutztes Haus gilt ein Haus mit jeweils wenigstens einem Privathaushalt und einer Firmenanschrift.
- 28 Anteil besondere Telex-/Datexadressen.
Als besondere Telex- bzw. Datexadresse gilt eine Adresse mit Telex- oder Datexanschluß, die nicht als Firma aus der Anschrift erkennbar ist. Die Anzahl solcher Adressen wird zur Anzahl aller Adressen mit Telex- oder Datexanschluß ins Verhältnis gesetzt.
- 29 Nutzungswechsel je Straße.
Die Anzahl der Nutzungswechsel privat/geschäftlich in einer Straße wurde zur Länge dieser Straße (wie oben als Differenz max. - min. Hausnummer definiert) ins Verhältnis gesetzt und über alle Straßen ungewichtet gemittelt.
- 30 Anteil exotischer Vornamen je Adresse.
Mit einer Auswahl von 300 Namen erfaßt man die Vornamen von 85% aller Einwohner der BRD. Alle anderen Vornamen wurden daher als "exotisch" definiert und in dieser Größe erfaßt.
- 31 Anteil Rennervornamen je Adresse.
Mit einer Auswahl von 100 Namen kann man bereits die Vornamen von 50% unserer Bevölkerung abdecken. Diese wurden als Rennervornamen bezeichnet.
- 32 Anzahl Bürohäuser / Anzahl aller Häuser.
Als Bürohaus wurde ein Haus gezählt, wenn wenigstens 3 kommerzielle Adressen unter dieser Hausnummer zu finden sind.
- 33 Anteil Firmenadressen mit Zusatz "-" in der Hausnummer.
Der Zusatz "-" (wie in ...str. 11-15) deutet auf größere zusammenhängende gewerbliche Gebäudekomplexe hin.
Die Anzahl solcher Adressen wurde zur Anzahl aller Firmenadressen in diesem Bezirk ins Verhältnis gesetzt.
- 34 Anteil der Wechsel der Hausgröße, hausweise betrachtet.
Für jedes Haus wurde eine Einteilung in eine der Klassen
- 1-2 Haushalte,
- 3-5 Haushalte,

- 6-10 Haushalte,
 - mehr als 10 Haushalte
- vorgenommen. Nun wurden alle Paare von Häusern mit aufeinanderfolgenden Hausnummern unter Berücksichtigung der Straßenseite (also Hausnummerndifferenz = 2) betrachtet, der Wechsel der Hausgrößenklasse gezählt und zur Anzahl aller betrachteten Paare ins Verhältnis gesetzt.

35 Anzahl der großen Hausnummerlücken / Anzahl aller Hausnummern.

Große Hausnummerlücken deuten auf Baulücken hin, die möglicherweise in den nächsten Jahren geschlossen werden. Dies macht eine regionale Expansion der Nachfrage in der Zukunft wahrscheinlich und kann branchenspezifische Vorteile bedeuten.

36 Anzahl Firmen mit Eintrag im Vornamenfeld.

Firmen mit Eintrag im Vornamenfeld sind in der Regel Personengesellschaften und deuten auf kleinere Geschäftsbetriebe hin.

37 Anzahl der Kleinstraßen / Anzahl aller Straßen.

Neben diesen Merkmalen stand jeweils eine weitere firmenspezifische Zielgröße zur Verfügung.

Im Falle eines Versandhauses, des Deutschen Bücherbundes und des VdK handelte es sich um die regional differenzierte Kunden- bzw. Mitgliederzahl, bei der deutschen Großbank um die Summe der Einlagenkonten der Wohnbevölkerung eines Postzustellbezirktes bei einer Filiale dieser Bank.

Zum Vergleich der firmenspezifischen Segmentierungen mit der herkömmlichen Vorgehensweise stellte mir Herr Dr. Ruhland ferner zwei durch Clusteranalyse ermittelte, verschieden detaillierte (11 bzw. 25 Segmente) und nur auf der oben beschriebenen Merkmalsmatrix aufbauende Regionaltypologien zur Verfügung. Dies ermöglichte mir einen objektiven Vergleich, da das Ergebnis des Konkurrenzverfahrens auf diese Weise von mir nicht beeinflusst wurde.

5.2 Beschreibung der Software

Die Programme wurden auf einem Kontron AT mit einem mit 10 MHz getakteten Intel-Prozessor vom Typ 80286 und einem numerischem Koprozessor 80287 mit 4.7 MHz erstellt und getestet. Alle in dieser Arbeit angegebenen Rechenzeiten beziehen sich auf diesen Personal Computer. Die Software ist auf jedem IBM-kompatiblen PC mit numerischem Koprozessor lauffähig. Eine Maus ist nicht unbedingt notwendig, erhöht allerdings die interaktiven Möglichkeiten und den Bedienungskomfort.

Die Algorithmen wurden in eine Benutzeroberfläche eingebunden, die es jederzeit erlaubt, in den Segmentierungsprozeß einzugreifen und gegebenenfalls als Fehler erkannte Entscheidungen ohne großen Aufwand zu korrigieren. Dazu wurden alle Grundfunktionen des Segmentierungssystems auf Funktionstasten gelegt, die nun der Reihe nach beschrieben werden.

F1 Funktionstasten Überblick

Die Funktionstaste F1 verschafft zunächst einen Überblick über die Belegung der Funktionstasten. Es erscheint das in Abbildung 1 wiedergegebene Menü.

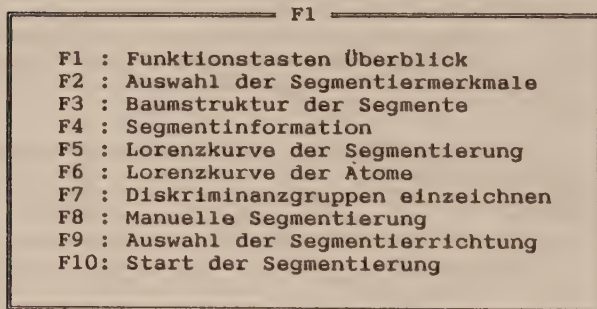


Abbildung 1 Funktionstasten im Überblick

F2 Auswahl der Segmentiermerkmale

Bei der Durchführung der im vierten Kapitel beschriebenen hierarchischen Segmentierung muß bei jedem Schritt eine Auswahl unter den Merkmalen getroffen werden. Dies können alle Merkmale, einige wenige oder auch nur eines sein. Da diese Auswahl in jedem Schritt erneut anfällt und außerdem die Möglichkeit zum Ausprobieren geboten werden sollte,

muß das Angebot an Merkmalen übersichtlich dargestellt werden und jedes Merkmal in beliebiger Reihenfolge einzeln aktivierbar und deaktivierbar sein.

Zu diesem Zweck erscheint nach Drücken der Taste F2 die in Abbildung 2 dargestellte Übersicht.

Segmentiermerkmale	
1	Anzahl der Privatadressen
2	Anteil Titelträger je Adresse
3	Anteil Adelliger je Adresse
4	Anteil Frauen je Adresse
5	Anteil Häuser je Privatadresse
6	Haushalte je Hausnummer, adressenweise gemittelt
7	Haushalte je Hausnummer, hausweise gemittelt
*** 8	Anteil 1-2 Haushalte je Hausnummer
*** 9	Anteil 3-5 Haushalte je Hausnummer
*** 10	Anteil 6-10 Haushalte je Hausnummer
*** 11	Anteil mehr als 10 Haushalte je Hausnummer
12	Wohnadressenverdichtung
13	Anteil Beschäftigte im Bau
14	Anteil Hilfsarbeiter
15	Anteil Einkäufer
16	Anteil gängige Berufe im Verkehr
17	Anteil gängige Berufe in der Hauswirtschaft
18	Anteil Verwaltungsangestellte
19	Anteil keine Berufsangabe
20	Anteil ausländisch klingender Vornamen
21	Anteil der Häuser mit Zusatz in der Nummer

Abbildung 2 Auswahl der Merkmale
(Bildschirmseite rechts verkürzt)

Mit Hilfe eines Cursors können nun die Merkmale angefahren und aktiviert (gekennzeichnet durch "****") bzw. deaktiviert werden.

Da die Bildschirmseite nicht für alle Merkmale reicht, kann man auf dem Bildschirm umblättern bzw. scrollen.

Zusätzlich zu der Kurzbeschreibung der Merkmale wird zur Erleichterung der Auswahl in einer Spalte rechts neben jedem Merkmal der Korrelationskoeffizient des Merkmals mit der Zielgröße angegeben. An dieser Stelle sind auch die Koeffizienten der Richtungswahl durch Drücken der Pfeiltaste "→" zugänglich.

F3 Baumstruktur der Segmente

Die Segmentierung beginnt mit einem Segment, dem Basissegment, das sämtliche Objekte enthält. Dieses wird

nun sukzessive geteilt. Dadurch entsteht eine Baumstruktur, die jederzeit mit der Funktionstaste F3 (siehe Abbildung 3) abrufbar ist. Zusätzlich zur eigentlichen strukturellen Information ist die Anzahl der Objekte (hier: Postzustellbezirke) in den einzelnen Segmenten angegeben. Da gleichzeitig jeweils nur genau ein Segment zur weiteren Teilung in Frage kommt, ist dieses durch farbliche Unterlegung bzw. Blinken kenntlich gemacht. Mit dem Cursor kann nun ein beliebiges Segment angefahren werden und durch Drücken der linken Mouse-Taste oder der Enter-Taste aktiviert werden. Wird ein Segment aktiviert, das bereits weiter unterteilt war, so wird erst gleichzeitig mit dem Speichern der neuen Segmentierung die alte Unterteilung dieses Segmentes automatisch gelöscht.

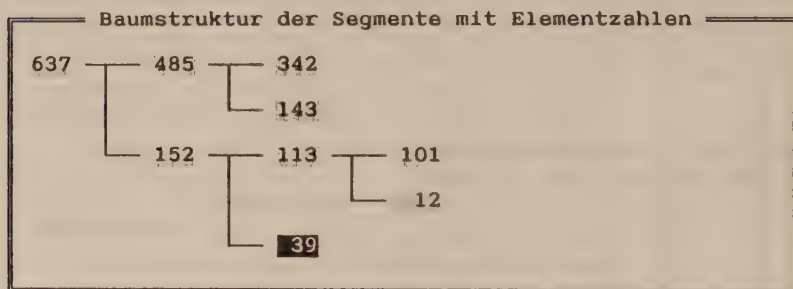


Abbildung 3 Auswahl des Segmentes
(verkürzte Bildschirmseite)

In Abbildung 3 sieht man das Basissegment, dessen 637 Postzustellbezirke in zwei Segmente mit 485 und 152 Objekten geteilt wurden, die ihrerseits wieder in je zwei Segmente unterteilt wurden. Das Segment mit 39 Objekten ist für die weitere Teilung aktiviert.

F4 Segmentinformation

Zusätzliche Informationen über die Segmentierung sind in einer Übersichtstafel zusammengefaßt und mit F4 jederzeit abrufbar. Auf die Wiedergabe der relativ unwichtigen Details sei hier verzichtet.

F5 Lorenzkurve der Segmentierung

Wesentlich wichtiger ist ein Überblick über den bereits erreichten qualitativen Stand der Segmentierung. Da das Ziel der Segmentierung Homogenität der Gruppen hinsichtlich

der exogenen Zielgröße ist, liegt es nahe, ein Konzentrationsmaß hinsichtlich dieser Größe zu untersuchen. Unter der Annahme der Homogenität innerhalb jedes Segmentes wird eine Lorenzkurve gezeichnet und das Konzentrationsmaß berechnet. Diese Information ist auf Tastendruck jederzeit in Sekundenbruchteilen verfügbar und liefert ein Bild, dem Abbildung 4 im wesentlichen entspricht.

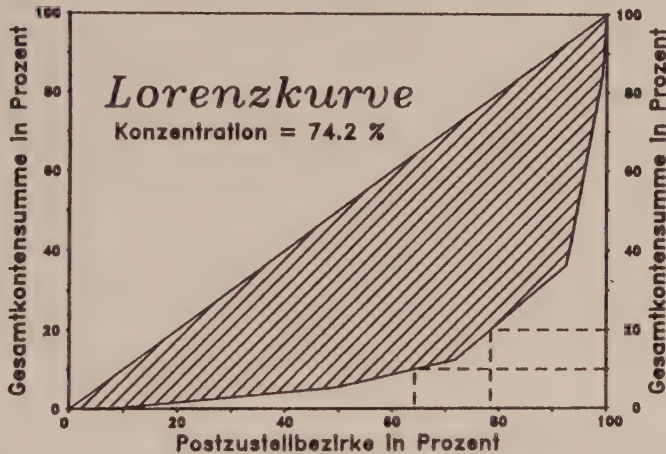


Abbildung 4 Lorenzkurve

Aus diesem Bild kann man sehr interessante Informationen ablesen. Die gestrichelten Hilfslinien zeigen an, auf welchen Anteil der Postzustellbezirke 80% bzw. 90% der Gesamtkontensumme der Bank durch die Segmentierung lokalisiert werden können. Ein geringer Anteil dieser Bezirke bedeutet, daß bereits mit wenigen Filialen bei richtiger Standortwahl der größte Teil der Einlagensumme erreicht werden kann. Dieser Frage wird in 5.3 noch weiter nachgegangen.

F6 Lorenzkurve der Atome

Zum Vergleich kann eine Lorenzkurve betrachtet werden, die man bei Segmentierung in Atome, d.h. einelementige Segmente erhält. Dies ist eine natürliche Schranke für jede Segmentierung und zeigt, wann eine weitere Unterteilung keinen Sinn mehr hat. Sie steht jederzeit über Funktionstaste F5 zur Verfügung.

F7 Diskriminanzgruppen einzeichnen

Hat man ein Segment zur weiteren Teilung und die zur Segmentierung zu verwendenden Merkmale gewählt, so ist der nächste Schritt des im vierten Kapitel beschriebenen Vorgehens die Richtungswahl. Entscheidet man sich für die Diskriminanzrichtung, so müssen die zu trennenden Gruppen markiert werden. Zu diesem Zweck werden die Objekte als Punkte in einem zweidimensionalen Diagramm, wie es in Abbildung 1 in 5.3 zu sehen ist, auf dem Bildschirm geplottet. Die y-Achse trägt dabei die exogene Zielgröße, die x-Achse ein Merkmal oder eine Linearkombination von Merkmalen (je nach Auswahl beim letzten Aufruf von F9).

Nun ist es möglich, die Gruppen auf dem Bildschirm direkt durch Einzeichnen von Rechtecken mit Hilfe der Maus festzulegen. Mit "Enter" beginnt sofort die Berechnung der Diskriminanzrichtung durch Lösung eines allgemeinen Eigenwertproblems. Den größten Teil der Rechenzeit verschlingt dabei Aufbau der benötigten Matrizen und steigt quadratisch mit der Zahl der aktivierten Merkmale an. Die Rechenzeit beträgt bei 637 Objekten und 10 aktiven Merkmalen 15 bis 20 Sekunden je nach der Anzahl der eingezeichneten Gruppen, die sich auch überlappen dürfen.

Anschließend beginnt sofort die Segmentierung durch Aufruf von F10.

F8 Manuelle Segmentierung

Für Testzwecke und um störende Ausreißer zu eliminieren wurde die Möglichkeit geschaffen, in einem Plotdiagramm wie unter F7 direkt eine Segmentierung einzuzeichnen.

F9 Auswahl der Segmentierrichtung

Neben der direkt mit F7 ansteuerbaren Diskriminanzrichtung kann man aus dem folgenden Menü die anderen in 4.2 beschriebenen Richtungen auswählen.

Richtungswahl	
(1)	Aktuelles Merkmal
(2)	Lineare Regression
(3)	Sprungstellendetektor

Abbildung 5 Richtungs Menü

Ist eine Richtungsart gewählt, so bleibt sie bis zum nächsten Aufruf von F9 oder F7 erhalten. Ist etwa lineare Regression aktiv, so führt ein Aufruf von F7 zu einem Plotdiagramm, längs dessen x-Achse die Regressionswerte aufgetragen sind.

F10 Start der Segmentierung

Nach erfolgter Wahl der Merkmale mit F2, des Segmentes mit F3 und der Richtungsart mit F9 beginnt die eigentliche Segmentierung durch Tastendruck von F10. Wie bereits unter F7 beschrieben erscheint ein Plotdiagramm, wie es auch in Abbildung 1 in 5.3 zu sehen ist. Ein Segmentierungsvorschlag wird durch zur x-Achse senkrechte Linien angezeigt und kann durch Drücken von "Enter" oder beider Maustasten gleichzeitig gespeichert werden. Drücken der Tasten "2", "3", ..., "8" liefert eine bezüglich einer Nutzenfunktion ((9) in 4.3) optimale Segmentierung mit der angegebenen Zahl von Segmenten, "Alt-2", "Alt-3", ..., "Alt-8" eine bezüglich des Abstandsquadratsummenkriteriums ((5) in 4.3) optimale Segmentierung. Mehr als 8 Segmente durch Teilung längs einer Richtung zu bilden, ist nicht im Sinne des Verfahrens und wurde daher nicht realisiert.

Unabhängig von diesen Optimierungsroutinen kann der Benutzer selbst eine Segmentierung mit Hilfe der Maus eingeben. So besteht etwa die Möglichkeit, ausgehend von einer "optimalen" Segmentierung aus Sicherheitsgründen einige ungünstige Ausreißer aus einem Segment auszuschließen, in dem später ein Engagement erfolgen soll, obwohl durch den gleichzeitigen Ausschluß anderer Objekte ein globales Homogenitätsmaß nicht mehr das Optimum erreicht.

Obwohl die Segmentierung auf Homogenität hinsichtlich einer exogenen Zielgröße ausgerichtet ist, hängt die Segmentierungsvorschrift, die man auf diese Weise erhält, ausschließlich von den in 5.1 beschriebenen Merkmalen ab. Damit ist eine flächendeckende Einteilung aller Postzustellbezirke der BRD möglich, wenn nur die Merkmale der Bezirke bekannt sind. Von den Bezirken, die in der Eichstichprobe (hier: die 637 Postzustellbezirke) liegen, kann nun aufgrund der Homogenität bezüglich der Zielgröße auf die Gesamtheit aller Postzustellbezirke in der BRD hochgerechnet werden, die zum gleichen Segment gehören.

Dies ist prinzipiell auch bei einer herkömmlichen Clusteranalyse möglich. Da die Clusteranalyse jedoch keine exogene Zielgröße in ihr Optimierungskalkül einbeziehen kann, wird man diesbezüglich keine so hohe Homogenität erwarten können. Dies wird an praktischen Beispielen in den nächsten beiden Abschnitten gezeigt.

5.3 Grobselektion potentieller Filialstandorte einer Großbank

Bei der Standortwahl für eine Filiale spielen viele Einflußfaktoren eine Rolle, die erst durch eine Ortsbegehung und genauere individuelle Analysen erfaßt werden können. Da es jedoch nicht ökonomisch ist, sämtliche potentiellen Standorte einer genauen Untersuchung zu unterziehen, muß eine Vorauswahl getroffen werden.

Dazu bietet die regionale Marktsegmentierung nach soziodemographischen Merkmalen ein leistungsfähiges Instrumentarium. Einerseits sind soziodemographische Merkmale flächendeckend aus Sekundärstatistiken mit vernünftigem Aufwand zu ermitteln, andererseits bildet eine Segmentierung der Nachfrageseite ein objektives Selektionskriterium.

Zunächst werden die regionalen Einheiten (hier: Postzustellbezirke) in möglichst homogene Gruppen eingeteilt. Aufgrund der Homogenität innerhalb einer jeden Gruppe kann dann von den Eigenschaften einer Eichstichprobe auf die Gesamtheit hochgerechnet werden. Hier war neben den in 5.1 beschriebenen soziodemographischen Merkmalen für die Wohnbevölkerung eines jeden Postzustellbezirkes in einer Stichprobe von 637 Bezirken die Summe ihrer Einlagenkonten bei einer deutschen Großbank bekannt. Diese Werte sind in Abbildung 1 gegen die Größe der einzelnen Bezirke aufgetragen. Geht man davon aus, daß die Segmentierung homogene Gruppen liefert, so ist das Sicherheitsäquivalent und ggf. auch das arithmetische Mittel der bekannten Kontensummen in einer Gruppe ein guter Schätzwert für den Erwartungswert der Kontensumme in einem Bezirk dieser Gruppe. Unterstellt man, daß die Bankkunden ihre Einlagen stark bevorzugt bei einer Bank in unmittelbarer Nähe ihrer Wohnung halten, so ist die erwartete Einlagensumme bereits als Auswahlkriterium geeignet. Sonst muß auch das Einzugsgebiet mit Überlegungen, wie sie in 3.2.3 angestellt wurden, berücksichtigt werden. Die Basis dafür bildet aber wiederum eine Marktsegmentierung.

Man benötigt also eine Segmentierung der 637 Postzustellbezirke, die bezüglich der Kontensummen homogen ist und auf der Basis der soziodemographischen Merkmale auf sämtliche Postzustellbezirke der Bundesrepublik expandiert werden kann.

In ersten Experimenten wurden alle 637 Bezirke segmentiert. Dabei ergab sich bei großen Bezirken ein hoch signifikanter (Korrelationskoeffizient 86%) Zusammenhang der Kontensumme mit Merkmal 21: Anteil der Häuser mit Zusatz in der Hausnummer, der zunächst nicht kausal erklärbar war. Betrachtet man Abbildung 1 genauer, so fällt auf, daß bei einer ganzen Reihe teilweise großer Segmente sehr geringe Kontensummen auftreten. Dies dürfte mit ziemlicher Sicherheit daran liegen, daß die betrachtete Bank in diesen Bezirken keine Filialen besitzt. Daher wurde die Möglichkeit geschaffen, diese unerwünschte Einwirkung durch interaktives Eliminieren der verdächtigen Objekte zu vermeiden. Danach blieben 529 Bezirke übrig.

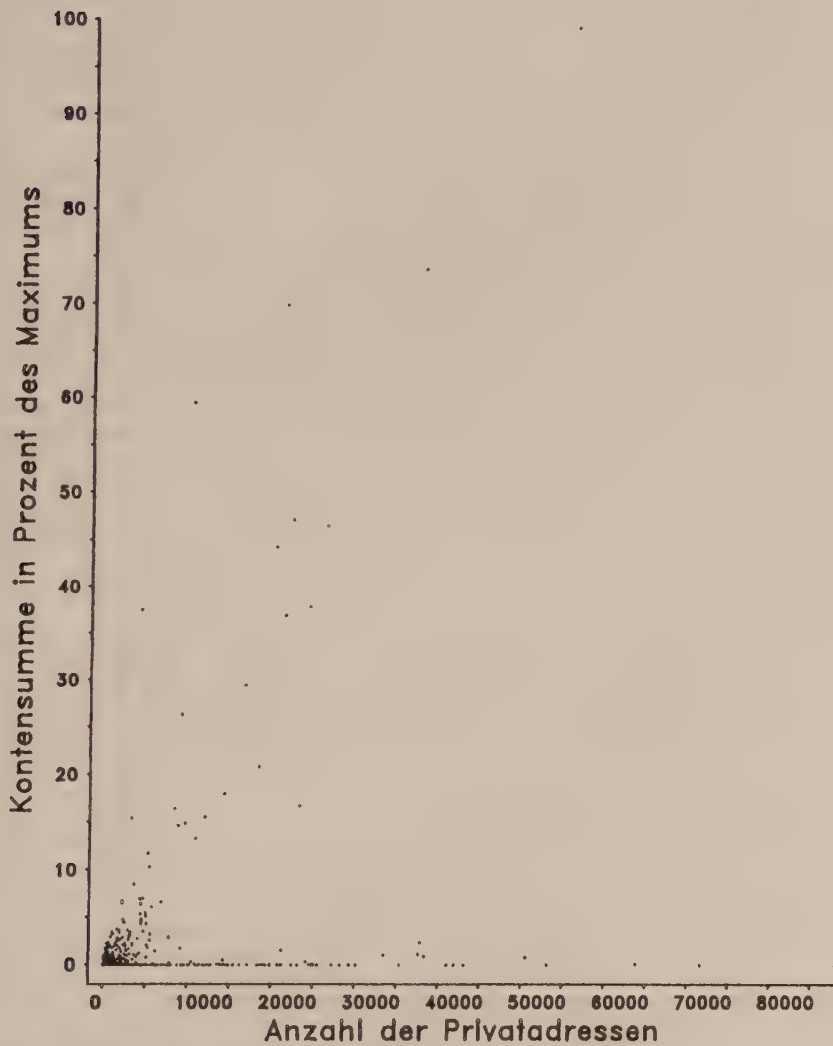


Abbildung 1 Plotdiagramm der 637 Postzustellbezirke

Die im Vergleich zu den anderen Merkmalen ursprünglich aufgetretene hohe Korrelation mit Merkmal 21 dürfte ein Artefakt sein, der weniger auf die objektive Güte eines Standorts als vielmehr auf die Standortentscheidungen der Bank in der Vergangenheit zurückzuführen ist. Denn auf der reduzierten Datenbasis ergaben sich während des Segmentierens insgesamt deutlich höhere Korrelationskoeffizienten zwischen den Merkmalen und der Kontensumme. Die Korrelation mit Merkmal 21 war zwar immer noch hoch, stach aber nicht mehr hervor. Eine mögliche Erklärung könnte sein, daß ein häufiges Auftreten eines Zusatzes in der Hausnummer ein Zeichen für dichtbesiedelte Bezirke ist, in denen man aufgrund der Filialpolitik der Bank auch immer eine Niederlassung findet. Andere wichtige Einflußgrößen für eine hohe Einlagensumme sind offenbar bisher bei der Standortentscheidung vernachlässigt worden. Dies erklärt das allgemein starke Ansteigen der Korrelation, sobald die stiefmütterlich behandelten Gebiete aus der Rechnung herausgenommen werden, und läßt auf gute Chancen für das Auffinden bisher übersehener aussichtsreicher Filialstandorte hoffen. Die in dieser Arbeit entwickelte Segmentiermethode wird hier mit der Cluster- und der Diskriminanzanalyse verglichen. Dazu dient einerseits das für ökonomisch relevant gehaltene Zielkriterium, das in 3.2.3 Formel (17) angegeben wurde, zusammen mit einer willkürlich als Quadratwurzel der auf $[0,1]$ normierten Ergebnisgröße festgesetzten Nutzenfunktion.

Offensichtlich gibt es eine natürliche obere Schranke für den Wert dieses Zielkriteriums. Sie wird bei Segmentierung in lauter einelementige Gruppen erreicht und diente als Bezugsgröße. Der Wert der einzelnen Segmentierungen wurde in Prozent dieses Maximalwertes angegeben.

Um jedoch unabhängig von dieser komplizierten Zielgröße einen objektiven Vergleich zu ermöglichen, werden die Ergebnisse in Form von Lorenzkurven dargestellt, die Aussagen über die Trennschärfe der Segmentierung hinsichtlich der Kontensumme erlauben. Das Lorenzsche Konzentrationsmaß als Verhältnis der schraffierten Fläche zur Fläche des unteren Dreiecks wird zwar angegeben, ist alleine jedoch nicht in der Lage, die erheblichen Unterschiede zwischen den Segmentierungen aufzuzeigen. Würde man dieses Konzentrationsmaß als Zielkriterium verwenden, so wäre für diese Darstellungsform durch geringe Modifikation der Algorithmen eine weitere Verbesserung des Ergebnisses möglich - freilich unter Verschlechterung des hier für ökonomisch relevant gehaltenen nutzentheoretischen Zielkriteriums.

In Abbildung 2 und 3 sind die Ergebnisse einer Clusteranalyse mit 11 bzw. 25 Clustern dargestellt. Obwohl die feinere Segmentierung viele Gruppen mit 5 oder weniger Objekten enthält, ist nur eine verhältnismäßig geringe Verbesserung eingetreten, die mit einer geringeren statistischen Signifikanz teuer erkaufte wird.

In die Diagramme sind gestrichelte Hilfslinien eingezeichnet, die zeigen, auf welchen Prozentsatz der Postzustellbezirke 80 bzw. 90% der Summe sämtlicher Kontenstände durch die Segmentierung lokalisiert werden können. So stammen z.B. bei der in Abbildung 2 dargestellten Segmentierung 20% der Einlagen aus 78% der Bezirke,

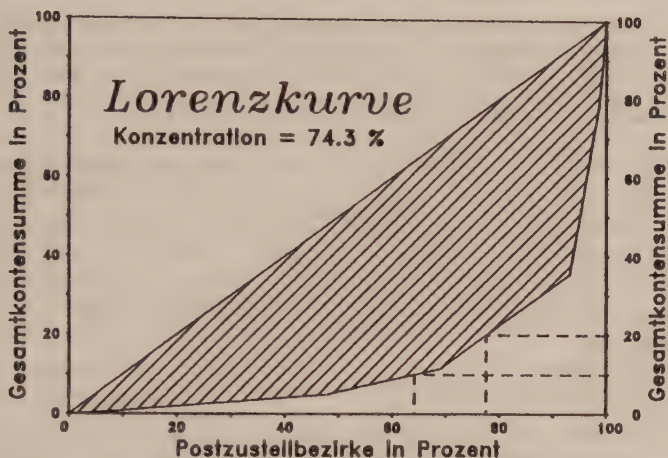


Abbildung 2 Clusteranalyse mit 11 Segmenten
Bewertung: 54.3%

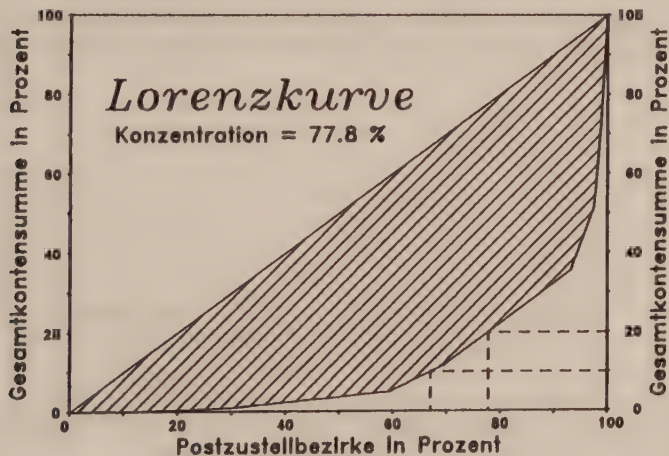


Abbildung 3 Clusteranalyse mit 25 Segmenten
Bewertung: 65.3%

während die restlichen 22% der Bezirke 80% der Einlagensumme tragen. Durch geeignete Standortwahl scheint es also möglich zu sein, hohe Einlagensummen bei einer geringen Zahl von Filialen zu erreichen. In dieser Hinsicht bietet die in Abbildung 3 angegebene feinere Clusteranalyse nur geringe Vorteile.

Abbildung 5 zeigt das Ergebnis einer Diskriminanzanalyse. Dabei wurden zunächst zwei Gruppen aus den 529 Postzustellbezirken ausgewählt: Bezirke mit Kontensummen, die sich im oberen bzw. unteren Drittel der aufgetretenen Werte bewegen. Durch Lösung eines allgemeinen Eigenwertproblems (siehe 2.2) wurde nun versucht, diese Gruppierung mit Hilfe der soziodemographischen Merkmale zu erklären. Das beschiedene Ergebnis deutet auf Heterogenität innerhalb der Klassen der Bezirke mit hohen und niedrigen Einlagensummen.

Die Abbildungen 6, 8 und 9 zeigen die Ergebnisse einer spezifischen Segmentierung mit Hilfe des entwickelten Verfahrens. Die Segmentierung wurde bei den hier dargestellten Beispielen durch einzelne intuitiv ausgewählte Merkmale oder durch einen linearen Regressionsansatz bestimmt. Aufgrund der hohen Korrelationen war der Einsatz der anderen in 4.2 beschriebenen Alternativen nicht nötig und hätte auch keine spürbare Verbesserung gebracht.

Als Optimierungskriterium der anschließenden univariaten Segmentierung gemäß 4.3 wurde das Varianzkriterium ((5) in 4.3) und die auf einer Nutzenfunktion aufbauende Zielfunktion (9) aus 4.3 getestet.

Für Abbildung 6 wurde das Varianzkriterium verwendet. Sein Nachteil ist, daß große Werte der Zielgröße zu stark bewertet werden und dadurch unnötig kleine Gruppen entstehen. Dies zeigt die Baumstruktur in Abbildung 4

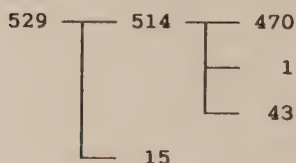


Abbildung 4 Baumstruktur der spezifischen Segmentierung mit 4 Segmenten, Varianzkriterium

Die gewählten Segmentierungsrichtungen stimmten dabei mit denen überein, die für die Segmentierung hinsichtlich des nutzentheoretischen Optimierungskriteriums verwendet wurden.

Zunächst wurden die Postzustellbezirke in zwei Gruppen bezüglich Merkmal 1: "Anzahl der Privatadressen" eingeteilt. Anschließend wurde für das größere Segment ein Indikator durch Zusammenfassung der Merkmale 4 bis 11 durch lineare Regression ermittelt und zur

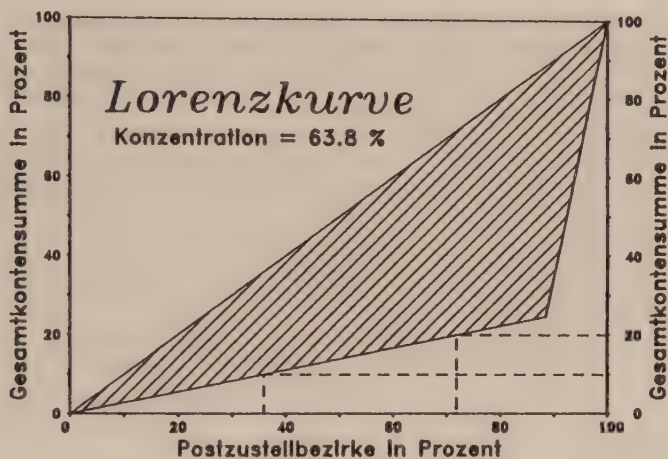


Abbildung 5 Diskriminanzanalyse mit 2 Segmenten
Bewertung: 41.7%

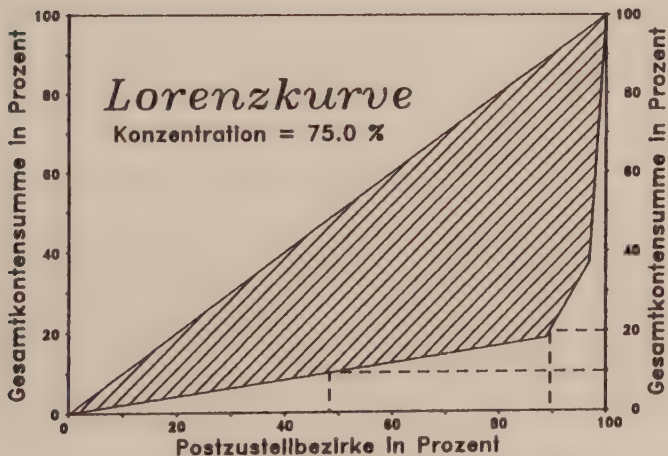


Abbildung 6 Spezifische Segmentierung mit 4 Segmenten,
Varianzkriterium, Bewertung: 75,7%

weiteren Teilung herangezogen. Dabei fällt ein häufig zu beobachtender unangenehmer Effekt des Varianzkriteriums auf: einzelne Ausreißer führen zur Bildung unsinnig kleiner Gruppen. Derartige Unregelmäßigkeiten sind bei Verwendung des nutzentheoretischen Zielkriteriums niemals aufgetreten.

In den Abbildungen 8 und 9 ist schließlich das Resultat einer spezifischen Segmentierung mit den in Kapitel III und IV entwickelten Methoden zu sehen. Hier konnten 80% der Gesamtkontensumme auf nur 10% der Postzustellbezirke und weniger lokalisiert werden, während bei der Clusteranalyse doppelt so viele Bezirke dafür benötigt wurden. Die Ursache liegt in dem bereits mehrfach in dieser Arbeit kritisierten Umstand, daß die Clusteranalyse für exogene Ergebnisgrößen blind ist und eine Segmentierung nicht universell geeignet sein kann.

Abbildung 7 zeigt die Baumstruktur der spezifischen Segmentierung mit 8 Segmenten, deren Lorenzkurve in Abbildung 9 zu sehen ist.

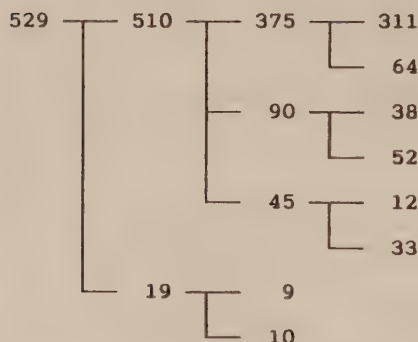


Abbildung 7 Baumstruktur der spezifischen Segmentierung mit 8 Segmenten, Nutzenfunktion

Mit der gleichen Auswahl der Segmentierungsrichtungen, wie im oben geschilderten Beispiel für das Varianzkriterium, wurde hier zunächst eine Segmentierung in vier Segmente (jene mit 375, 90, 45 und 19 Objekten) vorgenommen. Die Lorenzkurve in Abbildung 8 zeigt, daß bereits diese recht grobe Einteilung ein vergleichsweise ausgezeichnetes Resultat liefert. Schließlich wurden die vier Segmente jeweils weiter geteilt mittels eines aus den Merkmalen 24 (Anzahl der Firmen), 27 (mischgenutzte Häuser), 29 (Nutzungswechsel) und 32 (Bürohäuser) zusammengestellten Indikators.

Hinsichtlich des nutzentheoretisch ermittelten Wertes der Segmentierung ist eine wesentliche Verbesserung nun nicht mehr möglich. Der nutzentheoretische Wert der Grundgesamtheit ohne Segmentierung hätte zum Vergleich nur 21.4% betragen.

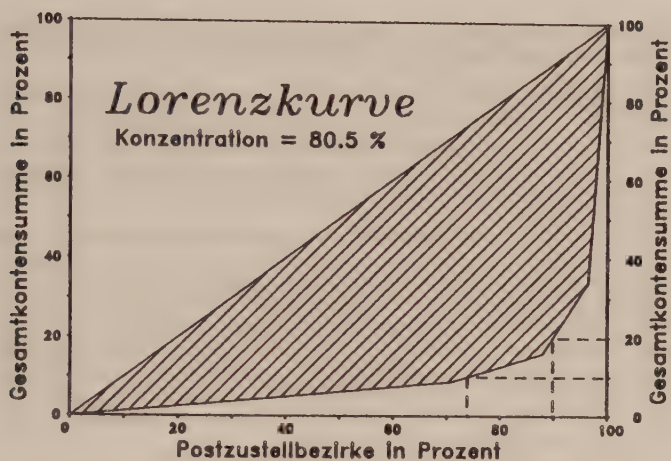


Abbildung 8 Spezifische Segmentierung mit 4 Segmenten, Nutzenfunktion, Bewertung: 78.2%



Abbildung 9 Spezifische Segmentierung mit 8 Segmenten, Nutzenfunktion, Bewertung: 84.6%

5.4 Weitere Fallbeispiele und Vergleich mit herkömmlichen Segmentierungsansätzen

Neben den Daten der deutschen Großbank standen mir die regional differenzierten Kundenzahlen eines Versandhauses und die Mitgliedszahlen des Deutschen Bücherbundes und des VdK zur Verfügung. Da hier allerdings keine monetären Größen zugänglich waren, haben die Segmentierungen auch nur eine eingeschränkte ökonomische Erklärungskraft.

Der Vergleich der verschiedenen Segmentierungsansätze ergab qualitativ im wesentlichen das gleiche Bild wie im vorangegangenen Abschnitt. Vor der Segmentierung wurden wieder Postzustellbezirke, deren Kundenzahlen offensichtlich zu klein waren (Unvollständigkeit des zugrundeliegenden Datenmaterials), eliminiert.

Alle Segmentierungen führten im Vergleich zu 5.3 zu einem relativ niedrigen Lorenzischen Konzentrationsmaß. Dies ist allerdings in den Daten begründet. Selbst bei einer Einteilung in lauter elementige und damit vollständig homogene Segmente erreicht man nur geringe Lorenzkonzentrationen.

Die universelle Segmentierung der Clusteranalyse war für diese Anwendungen wieder enttäuschend schlecht, während die spezifische Segmentierung mit wenigen Segmenten mit Abstand das beste Ergebnis lieferte.

Wie erwartet zeigen alle Beispiele eine deutliche Überlegenheit der entwickelten Vorgehensweise. Dabei wurde der Vorteil nicht so sehr durch besonders tiefliegende Methodik erreicht, sondern durch Operationalisierung und konsequentes Anstreben des problem-spezifischen Segmentierungsziels. Kombination und Abstimmung geeigneter Algorithmen machen das Programmsystem zu einem effizienten Hilfsmittel zur entscheidungsorientierten Marktsegmentierung. Durch aussagekräftige Graphiken können unerwünschte Seiteneffekte erkannt und beseitigt werden. Damit bleibt die Kontrolle über den Segmentierungsvorgang ständig erhalten und die Chancen auf ein unverfälschtes Ergebnis steigen.

Die Kritik an der bisher als Standard verwendeten Clusteranalyse erwies sich bei den praktischen Beispielen als richtig. Die Einbeziehung einer Zielgröße, die die eigentliche wirtschaftliche Zielsetzung widerspiegelt, führt zu einer erheblichen Verbesserung der üblichen Vorgehensweise.

Kapitel VI

Besondere Fragestellungen und Ausblick

Dieses abschließende Kapitel geht noch auf einige besondere Probleme bei der Marktsegmentierung ein, gibt Lösungsvorschläge und skizziert mögliche Weiterentwicklungen des Ansatzes und des numerischen Verfahrens.

Schließlich wird noch auf einige verwandte Fragestellungen hingewiesen, die mit Hilfe des entwickelten Verfahrens zu lösen sind.

6.1 Besondere Fragestellungen

Bei der praktischen Durchführung der Segmentierung treten typische Probleme auf (Steinhausen, Langer [43], 5.3). Wie sie sich auf das in dieser Arbeit beschriebene Verfahren auswirken, ist Gegenstand dieses Abschnitts.

Große Elementanzahl

Clusteranalytische, insbesondere agglomerative Verfahren arbeiten häufig mit Distanzmatrizen. Ist N die Anzahl der Objekte, so sind $N(N-1)/2$ Werte zu berechnen und zu speichern. Bei großen Elementanzahlen ist die Speicherung auf einem schnellen Medium nicht mehr möglich. Als Ausweg bleibt eine aufwendige Organisation der Daten auf einem externen Medium (Magnetplatte) oder die ständige Neuberechnung der Distanzen. Dies schränkt die Anwendbarkeit solcher Verfahren auf mittlere Fallzahlen ein.

Auch der Rechenaufwand der in Kapitel IV beschriebenen Algorithmen wächst mit der Elementanzahl, jedoch, wie dort gezeigt wurde, nur linear. Bedenkt man ferner, daß es bereits heute Prozessoren für Personal Computer gibt, die ca. 15-20 mal so schnell Gleitpunktoperationen ausführen wie das mir zur Verfügung stehende Gerät, so können Segmentierungen von über 10000 Elementen bei Verwendung der aktuellen PC-Technologie mit durchaus angenehmer Rechenzeit durchgeführt werden.

Eine gewisse Restriktion bezüglich des Speicherplatzes ergibt sich bei Verwendung von Intel-Prozessoren unter MS-DOS. Hier stehen maximal 640 KB direkt adressierbarer Hauptspeicher zur Verfügung. Turbo-Pascal 4.0 unterstützt den gesamten Hauptspeicher, läßt jedoch nur Felder mit maximal 64 KB Länge zu. Möchte man die Array-Organisation nicht selbst übernehmen, so bedeutet dies bei Darstellung der Zielgröße mit 4 Byte eine maximale Elementzahl von 16384.

Große Variablenanzahl

Eine Erhöhung der Variablenanzahl schlägt sich bei clusteranalytischen Verfahren in der Regel in einer linearen Steigerung von Rechenzeit- und Speicherbedarf nieder.

Eine gebräuchliche Möglichkeit, diesem Problem aus dem Wege zu gehen, ist die Reduktion der Variablen mittels Faktoranalyse. Darunter leidet allerdings die Transparenz des Ergebnisses. Darüber hinaus werden signifikante Merkmale durch die Linearkombination mit stark streuenden Größen in ihrer Aussagefähigkeit beeinträchtigt.

Für das in Kapitel IV beschriebene Verfahren spielt die Gesamtanzahl der Variablen fast keine Rolle, da in jedem Segmentierungsschritt nur eine unter sachlichen Aspekten getroffene Auswahl der Merkmale betrachtet wird. Lediglich die Rechenzeit für die Bereitstellung der diese Auswahl unterstützenden Informationen, wie z.B. Korrelationskoeffizienten mit der Zielgröße, wächst linear mit der Anzahl der Variablen.

Fehlende Daten

Wesentlich schwerwiegender ist das missing value - Problem. Dies kann in zweierlei Hinsicht auftreten. Zum einen bei der Auswertung der Daten und Segmentbildung, zum anderen bei der anschließenden Zuordnung von Objekten mittels eines unvollständigen Merkmalsvektors.

Für das Auswertungsproblem schlagen Steinhausen und Langer ([43], S.177) folgende gebräuchliche Alternativen vor:

1. Alle Variablen oder Elemente, bei denen Meßwerte fehlen, werden nicht in die Auswertung einbezogen. Damit der Datensatz nicht zu stark reduziert wird, soll dies nur dann geschehen, wenn ein Prozentsatz von mehr als 5-10% fehlender Daten auf einen systematischen Effekt hindeutet.
2. Substitution des fehlenden Wertes durch den wahrscheinlichsten, bei Einstellungsfragen in der Sozialforschung den mittleren.
3. Einsetzen des Mittelwertes oder des Medians.
4. Schätzung durch Regression.
5. Veränderung der Distanzfunktion: Der euklidische Abstand wird durch Summation über die Abstandsquadrate der verfügbaren Merkmalswerte gebildet und anschließend zur Normierung durch deren Anzahl geteilt.

Man kann sich für einen jeden dieser Vorschläge leicht Beispiele überlegen, bei denen krasse Fehlklassifikationen eintreten. Dabei ist es von entscheidender Bedeutung, ob das lückenhaft vorliegende Merkmal auf das Zielkriterium maßgeblichen Einfluß hat.

Für gering korrelierte Merkmale ist dem Vorschlag 1 sicherlich der Vorzug zu geben. Die ohnehin sehr zweifelhafte Methode 5 kommt für das in dieser Arbeit vorgeschlagene Verfahren nicht in Betracht, da es nicht auf Distanzfunktionen aufbaut.

Welche der Methoden 2-4 objektiv vorzuziehen ist, läßt sich wenn überhaupt nur anhand des konkreten Falles unter Berücksichtigung des Inhalts des Merkmals und seiner Relevanz entscheiden.

Dennoch bietet das in Kapitel IV beschriebene Verfahren einige Chancen, dem Problem der fehlenden Werte besser beizukommen. Da stufenweise segmentiert wird, kann man mit Lücken behaftete Merkmale erst in einem späteren Stadium berücksichtigen. Damit vermeidet man einerseits grobe Fehlklassifikationen, muß andererseits aber nicht gänzlich auf diese Informationen verzichten.

Ist der Ausfall der Werte systematisch begründet, so können nach den ersten Teilungsschritten Segmente entstehen, die kaum noch belastet sind, während in anderen die Häufung klar für einen Verzicht auf dieses Merkmal spricht.

Damit würde sich auch ein Teil der Zuordnungsprobleme von selbst lösen. Überhaupt verursacht die anschließende Einordnung von Objekten in die Gruppen aufgrund der hohen Transparenz des Segmentierungsbaumes hier wesentlich geringere Schwierigkeiten als bei Verfahren, die für die Zuordnung einen algebraischen Ausdruck aller Variablen verwenden.

6.2 Weiterentwicklung des Verfahrens

Das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren erlaubt die interaktive Segmentierung bezüglich einer Zielfunktion, die unter weitestgehender Berücksichtigung aller ökonomisch relevanten Einflußfaktoren näherungsweise optimiert wird. Die Programme wurden jedoch noch nicht auf einen kommerziell verwertbaren Stand gebracht. Zu diesem Zweck kämen noch folgende Erweiterungen in Frage:

1. Automatische interaktive Abfragen zur Bestimmung der Nutzenfunktion.

Bisher wird die Nutzenfunktion in den Programmen hart kodiert. Da ein Benutzer in der Regel nicht über ausreichend Programmierkenntnisse verfügt, hat diese Erweiterung bei kommerzieller Verwertung höchste Priorität.

Dabei ist darauf zu achten, daß durch geeignete graphische Unterstützung eine hohe Anschaulichkeit erhalten bleibt und die Eingabemöglichkeiten hinreichend flexibel sind, insbesondere die Korrektur einzelner Werte erlauben.

Das gleiche gilt auch für die Bewertung der Sicherheitsäquivalente bei der Berechnung der Zielgröße. Die Gewichts- und Bewertungsfunktionen sollten durch interaktive Abfrage bestimmt werden können.

2. Weitere graphische Unterstützung, individuell angepaßt an den speziellen Anwendungsbereich.

3. Überlappende Segmente.

Wünscht man sehr präzise Schätzungen innerhalb der Segmente durch Regression und ist dies auch aufgrund der Datensituation realistisch, so treten gerade an der Grenze zwischen benachbarten Segmenten Probleme auf, da die Extrapolation bekanntermaßen wesentlich stärker mit Fehlern behaftet ist,

als die Interpolation. In diesem Fall ist ein Segmentierungsverfahren sinnvoll, das jenen Teil der Objekte, die Grenzfälle darstellen, beiden Segmenten zuordnet. Dies führt einerseits zu einer eigentlich unerwünschten Überlappung, andererseits ist so die Extrapolationsproblematik gelöst.

4. Branch and Bound.

Eventuell kann der zur univariaten Segmentierung in 4.3 verwendete Prozeß der dynamischen Optimierung durch Branch and Bound-Strategien so verfeinert werden, daß ein Erreichen des globalen Optimums garantiert werden kann. Die Arbeiten von Koontz et al. [26] und Steinhausen [45] wecken in dieser Hinsicht Hoffnung, zeigen aber auch, daß die Algorithmen auf dem jetzigen Stand für praktische Probleme aufgrund ihrer hohen Rechenzeit nicht brauchbar sind. Meines Erachtens ist der Einsatz solcher Verfahren erst in einigen Jahren mit schnelleren Prozessoren sinnvoll.

6.3 Anwendung auf andere Probleme

Algorithmisch gesehen handelt es sich bei dem beschriebenen Verfahren um eine Mischung aus Cluster- und Diskriminanzanalyse unter Verwendung von Ideen der dynamischen Optimierung. Grundsätzlich ist es daher für das Erkennen und Beschreiben von Zusammenhängen zwischen mehreren verfügbaren Merkmalen und einer Zielgröße geeignet. Für die Anwendung auf konkrete Entscheidungssituationen können durch Transformation der Zielgröße mittels einer Nutzenfunktion ökonomisch relevante Rahmenbedingungen implizit in die Segmentierung mit eingebracht werden. Zusätzliche Flexibilität wird durch die interaktive Realisierung erreicht, die wesentlicher Bestandteil der ganzen Vorgehensweise ist.

Segmentierungen verfolgen generell das Ziel, durch Bildung homogener Teilgesamtheiten detailliertere Informationen zu erhalten. Deren Auswertung führt zu den unterschiedlichsten Anwendungsbereichen. Zum Abschluß dieser Arbeit sollen einige Beispiele aus der Praxis die vielseitigen Anwendungsmöglichkeiten des Verfahrens außerhalb der Marktsegmentierung aufzeigen und als Anregung für eine hoffentlich weite Verbreitung eines computerunterstützten Segmentierungsansatzes dienen.

In 1.1 haben wir gesehen, daß eine objektive Beurteilung von Filialen durch Segmentierung hinsichtlich ihres Umfeldes und anschließenden gruppeninternen Vergleich möglich ist. Damit ist nicht nur die Beurteilung neuer potentieller Standorte, sondern auch das Erkennen von Schwächen im Vertriebssystem möglich. Es ist freilich nicht nötig, die Segmentierung auf Merkmale zu beschränken, die nur den Markt beschreiben. In einer Studie der BURDA GmbH [9] wurde ein Modell zur Optimierung der Struktur von Absatzstellen entwickelt (Bingemer, Tauschwitz [2]), das auch die

Handelskettenzugehörigkeit, das Warenangebot, die Sortimentsbreite und den Gesamtumsatz an Presseartikeln, die durchschnittliche Remissionshöhe sowie Werbemöglichkeiten und Werbeinitiative der Absatzstelle berücksichtigt. Die Segmentierung konnte zur Verbesserung der Markttransparenz und zum Erkennen und Optimieren der Verkaufsstellenstruktur verwendet werden. Dem Aussendienst konnten so aussagefähige Argumentationshilfen zur Verfügung gestellt werden, mit denen der Händler von notwendigen und erfolgversprechenden Veränderungen überzeugt und so die Remissionsquote vermindert werden kann. Die verwendete Methodik der Segmentierung erschöpfte sich in einer empirisch gewichteten Summe über die einzelnen Merkmalswerte. Außerdem stand eine sehr gute Datenbasis aus einer Totalerhebung (EHASTRA=Einzelhandelsstrukturanalyse) aller 80000 Presse-Verkaufsstellen mit je 37 erfaßten Merkmalen zur Verfügung. Hier dürfte daher noch viel Spielraum für eine Verbesserung der Vorgehensweise vorhanden sein.

In 1.3.1 haben wir bereits die Anwendung der Marktsegmentierung zur zeitlichen Prognose produktspezifischer Absatzgrößen kennengelernt. Auch bei der Versorgung der Bevölkerung mit Energieträgern und Wasser ist man auf genaue Prognosen angewiesen. Zu diesem Zweck bietet sich eine regionale Einteilung an, die neben Wohlstandsindikatoren, dem Anteil von Intensivverwendern auch die Qualität der vorhandenen Infrastruktur berücksichtigt. Auf einer solchen Regionaltypologie aufbauend wurde in einer Studie des Battelle-Instituts der Wasserbedarf der deutschen Privathaushalte bis zum Jahr 2000 geschätzt. Neben der Aggregation kleinräumiger Einzelergebnisse ist es so möglich, die demographische Entwicklung und Umschichtungen der Segmente in die Analyse mit einzubeziehen. Da hier eine klare Zielgröße, nämlich der regionale Wasserverbrauch, in natürlicher Weise gegeben ist, scheint die Anwendung des in dieser Arbeit entwickelten Verfahrens auf diese Problematik sehr vielversprechend.

Weitere Anwendungsbeispiele sind im Buch von Späth [40] zu finden, die dort mit Hilfe clusteranalytischer Standardalgorithmen behandelt werden. Für die meisten dieser Anwendungen erscheint mir eine zielorientierte Formulierung möglich und nützlich. Wie die Anwendungsbeispiele zeigen, bietet sich ein weites Anwendungsfeld für einen zielorientierten Segmentierungsansatz innerhalb der Wirtschaftswissenschaften. Selbstverständlich tritt die oben skizzierte allgemeine Segmentierungsproblematik auch in vielen anderen Wissenschaften wie der Geographie, der Biologie und der Medizin auf. Daher ist eine breite Anwendung der hier entwickelten Methoden möglich.

Zusammenfassung

Die Marktsegmentierung bietet in vielen betriebswirtschaftlichen Bereichen die Grundlage für detaillierte Entscheidungen. Dabei gewinnen in den vergangenen Jahren Regionaltypologien zunehmend an Bedeutung.

Die Grundlage für die Entscheidungsfindung bildet eine Einteilung ökonomischer Einheiten auf der Basis gut zugänglicher Merkmale in möglichst homogene Gruppen. Dann kann man auf einer Eichstichprobe Analysen durchführen und eine ökonomische Ergebnisgröße wie das Marktpotential der Testregionen ermitteln und anschließend aufgrund der Homogenität innerhalb der Gruppen diese Ergebnisgröße auf alle Einheiten der Grundgesamtheit hochrechnen.

Dabei ist man offensichtlich nicht so sehr an der Homogenität der Gruppen hinsichtlich der Merkmale sondern hinsichtlich der Ergebnisgröße interessiert, die allerdings nur stichprobenartig zu ermitteln ist und daher nicht in der Segmentiervorschrift auftreten darf. Die für die Marktsegmentierung üblicherweise verwendete Clusteranalyse nimmt keine Rücksicht auf eine solche Ergebnisgröße. Daher ist es nicht erstaunlich, daß sich deren Ergebnisse als ineffizient erweisen. Darüberhinaus ist die Verrechnung inhaltlich unvergleichbarer Merkmale miteinander und deren willkürliche Gewichtung bei der Clusteranalyse zu kritisieren. Das Ergebnis der Clusteranalyse in Form von Punktwolken im hochdimensionalen Merkmalsraum entzieht sich weitgehend der Anschauung, und Eingriffsmöglichkeiten in den algorithmischen Segmentierungsprozeß fehlen völlig. Es werden auch alternative Verfahren besprochen und teilweise getestet, die jedoch alle nicht überzeugen konnten.

Es ist also ein Verfahren zu entwickeln, das die angegebenen Schwächen überwindet und dabei möglichst weitgehend auf die ökonomische Zielsetzung der Segmentierung eingeht.

Dies ist allerdings erst in zweiter Linie ein methodisches Problem. Zunächst mangelt es an einer Konkretisierung und Operationalisierung des Begriffes "homogen" in diesem Zusammenhang. Es ist klar, daß eine problemorientierte Formulierung des Segmentierungszieles nicht allein aufgrund der zur Klassifizierung verwendeten Merkmale erfolgen kann, sondern eine ökonomische Ergebnisgröße, die sich aus betriebsinternen Erfahrungen oder stichprobenartig durchgeführten Analysen ableitet, benötigt wird.

Allein mit der Angabe einer ökonomischen Ergebnisgröße ist die Aufgabe allerdings noch nicht gelöst. Denn die Anforderungen an eine Segmentierung können mannigfacher Art sein. Sie hängen wesentlich von der konkreten Entscheidungssituation, der wirt-

schaftlichen Lage des Unternehmens und nicht zuletzt auch den persönlichen Präferenzen des Entscheidungsträgers ab. Daher kann auch ein auf der ökonomischen Ergebnisgröße aufbauendes Homogenitätsmaß nicht immer befriedigen, wenn es starr und willkürlich gewählt wurde.

Ideal wäre in der Regel die Optimierung des "ökonomischen Wertes" einer Segmentierung, dessen Definition bereits äußerst problematisch ist. Die Grundidee des in dieser Arbeit entwickelten Verfahrens ist die Herleitung einer praktikablen Ersatzgröße für diesen ökonomischen Wert und die darauf bezogene algorithmische Optimierung. Das zentrale Problem bei der Bewertung einer Segmentierung ist der objektive Vergleich zweier Segmente unter Berücksichtigung aller oben genannten Einflußgrößen. Mit Hilfe der kardinalen Nutzentheorie ist es jedoch gelungen, auf der Basis einer einmaligen Kalibrierung auf einem Satz einfacher hypothetischer Referenzsegmente, jedem Segment algorithmisch ein hypothetisches Segment zuzuordnen, dessen Einheiten bezüglich des erhobenen wirtschaftlichen Ergebnisses einen konstanten Wert aufweisen, der aus diesem Grund als Sicherheitsäquivalent bezeichnet wird. Akzeptiert man die Annahmen der Nutzentheorie über rationales Handeln, so kann man beweisen, daß der rational handelnde Entscheidungsträger indifferent bezüglich der realen Segmente und den ihnen zugeordneten hypothetischen Segmenten mit konstantem wirtschaftlichen Ergebnis ist. Daher ist es vernünftig, den Wert der realen Segmentierung durch Bewertung der konstruierten hypothetischen Segmentierung zu ermitteln. Dies ist wesentlich einfacher und der Anschauung gut zugänglich, da die nun vorliegenden Segmente in sich als vollständig homogen betrachtet werden können.

Nach Abschluß der Segmentierung bilden die ermittelten Nutzenfunktionen eine solide Grundlage für weitere Analysen. In der Regionalsegmentierung etwa gelingt mit ihrer Hilfe eine rationale Bewertung von Standorten unter Einbeziehung des örtlichen Umfeldes und Berücksichtigung von Risikoaspekten. Durch Modulation der Nutzenfunktion erhält man eine Bewertung der Handlungsalternativen in optimistischen und pessimistischen Szenarien bei geringem Rechenaufwand.

Schließlich wurden die zur näherungsweisen Optimierung der Segmentierung hinsichtlich der konstruierten Zielgröße notwendigen Algorithmen zusammengestellt und teilweise modifiziert. Dabei wurde auf die hohe Effizienz der Verfahren besonderer Wert gelegt, da zur Behebung der bei der Besprechung der Clusteranalyse genannten Kritikpunkte ein interaktives Vorgehen besonders zweckmäßig ist. Das Verfahren wurde auf einem PC implementiert. Es erlaubt eine hierarchische Segmentierung, bei der in jedem Schritt die Segmentiermerkmale nach inhaltlichen Gesichtspunkten neu ausgewählt werden können und zu gut interpretierbaren Indikatoren unter Bezugnahme auf die wirtschaftliche Ergebnisgröße verarbeitet werden. Eine komfortable Benutzeroberfläche ermög-

licht durch aussagekräftige graphische Unterstützung jederzeit einen manuellen Eingriff und die Verbesserung der Segmentierung durch experimentelle Variation der gewählten Merkmalskombinationen. Die Algorithmen sind darüberhinaus zur Behandlung anderer naheliegender Zielkriterien geeignet.

So gelingt im Vergleich zu der herkömmlichen Vorgehensweise eine wesentliche Steigerung der Aussagekraft der errechneten Typologie und dies nicht nur in Bezug auf das für eigentlich relevant gehaltene Optimierungskriterium, das den ökonomischen Wert der Segmentierung repräsentiert. Als alternative Darstellungsform erwies sich die Lorenzkurve als besonders zweckmäßig.

Bei Fallbeispielen in dieser Arbeit konnte im Vergleich zu einer Clusteranalyse der gleiche prozentuale Anteil (80%) am gesamten Marktvolumen auf die Hälfte und eine teilweise noch geringere Zahl der Postzustellbezirke durch Segmentierung nach soziodemographischen Merkmalen lokalisiert werden. Dazu genügte bereits eine Aufteilung in weniger als halb so viele Segmente wie bei der gegenübergestellten Segmentierung durch Clusteranalyse. Diesen Erfolg kann man als praktischen Nachweis der ökonomischen Relevanz des hergeleiteten Optimierungskriteriums werten.

Der vorgeschlagene Ansatz einer entscheidungsorientierten Marktsegmentierung erfüllt in allen Punkten das in 3.1 aufgestellte Anforderungsprofil, das man als Wunschliste eines vor konkreten wirtschaftlichen Problemen stehenden Praktikers verstehen kann, und die im Zusammenhang mit dieser Arbeit erstellte Software ist zumindest ein erster Schritt in Richtung auf ein allgemeines System einer computerunterstützten Marktsegmentierung "CAMS". Daher kann man sich von seiner Verwendung eine deutliche Steigerung der Effizienz der Marktsegmentierung in ihren unterschiedlichsten Anwendungsfeldern erhoffen.

Mathematischer Anhang

Das in Kapitel IV beschriebene Verfahren baut maßgeblich auf numerischen Methoden der linearen Algebra auf. Daher werden hier in Kürze die wichtigsten Definitionen und Aussagen zusammengestellt. Beginnend mit den einfachsten Grundlagen der Matrixarithmetik werden die benötigten Sätze über Eigenwerte und Eigenvektoren, insbesondere solche von positiv (semi-)definiten symmetrischen Matrizen formuliert. Ein Abschnitt über die numerische Lösung von Eigenwertproblemen schließt diesen Anhang ab.

Für eine weitergehende Einführung in die lineare Algebra sei auf Fischer [14] verwiesen, numerische Methoden werden in Stoer [46] und Stoer, Bulirsch [47] beschrieben. Besonders gut ausgefeilte Algorithmen, die die Grundlage für kommerzielle Programmpakete bilden, findet man zusammen mit ausführlich kommentierten ALGOL-Programmen in Wilkinson, Reinsch [50].

A. Grundlagen der Matrixarithmetik

Grundlegende Definitionen für eine Matrix:

Sei

$$(1) \quad A = (a_{ij})_{i=1, \dots, m, j=1, \dots, n}$$

mit Elementen $a_{ij} \in \mathbb{R}$ eine reelle $m \times n$ - Matrix.

Ist $a_{ij} = 0$ für alle $i \neq j$, so heißt A Diagonalmatrix.

Ist $a_{ij} = 0$ für alle $i > j$, so heißt A obere Dreiecksmatrix,

ist $a_{ij} = 0$ für alle $i < j$, so heißt A untere Dreiecksmatrix.

Ist $m = n$, so nennt man A eine quadratische Matrix.

Ist $m = n$ und $a_{ij} = a_{ji}$ für alle i und j , so heißt A symmetrisch.

Multiplikation einer Matrix mit einem Vektor:

Ist A eine $m \times n$ - Matrix, $x \in \mathbb{R}^n$ ein Spaltenvektor, so ist Ax definiert durch

$$(2) \quad Ax = (\sum_j a_{ij} x_j)_{i=1, \dots, m}$$

Multiplikation von Matrizen:

Ist A eine $m \times n$ - Matrix, B eine $n \times p$ - Matrix, so ist das Produkt $D = AB$ definiert als Matrix mit den Komponenten

$$(3) \quad d_{ik} = \sum_j a_{ij} b_{jk}$$

Ist C eine $p \times q$ - Matrix, so gilt das Assoziativgesetz

$$(4) \quad A(BC) = (AB)C.$$

Einheitsmatrix:

$E = (e_{ij})$ heißt Einheitsmatrix, wenn gilt:

$$(5) \quad \begin{aligned} e_{ii} &= 1 \quad \text{für alle } i \quad \text{und} \\ e_{ij} &= 0 \quad \text{für alle } i \neq j. \end{aligned}$$

Inverse Matrix:

Sei A eine $n \times n$ - Matrix, E eine n -reihige Einheitsmatrix. Dann heißt A invertierbar, wenn es eine $n \times n$ - Matrix B gibt, sodaß

$$(6) \quad AB = E = BA.$$

B heißt inverse Matrix von A und wird mit A^{-1} bezeichnet.

Ist A nicht invertierbar, so heißt A auch singular.

Transponierte Matrix:

Ist $A = (a_{ij})$ eine $m \times n$ Matrix, so heißt die $n \times m$ - Matrix

$$(7) \quad A^T = (a_{ji})$$

die zu A transponierte Matrix.

Rechenregeln:

Ist A eine $m \times n$ - Matrix, B eine $n \times p$ - Matrix, so gilt:

$$(8) \quad (AB)^T = B^T A^T, \quad (AB)^{-1} = B^{-1} A^{-1} \quad \text{und} \quad (A^T)^{-1} = (A^{-1})^T.$$

Positiv (semi-) definite Matrizen:

Eine $n \times n$ - Matrix A heißt positiv definit, wenn für alle vom Nullvektor verschiedenen $x \in \mathbb{R}^n$ gilt:

$$(9) \quad x^T A x > 0.$$

Ist auch $x^T A x = 0$ möglich, so heißt A positiv semidefinit.

Die Determinante einer Matrix wird üblicherweise axiomatisch als normierte alternierende Multilinearform definiert. Sie kann durch folgende Rekursion (Entwicklung nach der letzten Spalte) berechnet werden:

$$n = 1: \det(A) = \det(a_{11}) = a_{11}, \quad (10)$$

$$n > 1: \det(A) = \sum_{i=1}^n (-1)^{i+n} a_{in} \det(A_{in}),$$

wobei die Matrix A_{ij} aus A durch Streichen der i -ten Zeile und der j -ten Spalte hervorgegangen ist.

B. Eigenwerte und Eigenvektoren

Definition des Eigenwerts und des Eigenvektors:

Sei A eine $n \times n$ - Matrix. Dann heißt $x \in \mathbb{R}^n$ Eigenvektor von A und $\alpha \in \mathbb{R}$ zu x gehöriger Eigenwert der Matrix A , wenn gilt:

$$(1) \quad Ax = \alpha x.$$

Satz über die Eigenwerte einer reellen symmetrischen Matrix:

Sei A eine reelle symmetrische $n \times n$ - Matrix. Dann sind alle ihre Eigenwerte reell und es gibt n linear unabhängige zueinander orthogonale Eigenvektoren.

Insbesondere gilt für die Eigenwerte (α_i) :

$$(2) \quad \max_i \alpha_i = \max_{x \neq 0} \frac{x^T A x}{x^T x} \quad \min_i \alpha_i = \min_{x \neq 0} \frac{x^T A x}{x^T x}$$

Beweis: Stoer, Bulirsch [47], Satz 6.4.2.

Daraus folgert man sofort einen

Satz über die Eigenwerte einer reellen symmetrischen positiv (semi-) definiten Matrix:

Die Eigenwerte einer reellen symmetrischen positiv definiten (semidefiniten) Matrix sind alle positiv (nichtnegativ).

Man kann recht leicht einsehen, daß die in Kapitel IV betrachteten Matrizen positiv semidefinit sind. Sie sind nämlich alle von der gleichen Bauart:

Bemerkung:

Ist A eine $m \times n$ - Matrix und $B = A^T A$, so ist B eine positiv semidefinite $n \times n$ - Matrix.

Beweis:

Sei $x \in \mathbb{R}^n$. Dann gilt mit $d = Ax$:

$$(3) \quad x^T B x = x^T A^T A x = d^T d.$$

Dieser Ausdruck ist genau dann gleich 0, wenn d der Nullvektor ist, sonst größer als 0.

C. Numerische Verfahren der linearen Algebra

Eine breite Übersicht und detaillierte Darstellung der wichtigsten numerischen Verfahren der linearen Algebra bietet das Buch von Wilkinson und Reinsch [50].

Hier werden nur die in der Arbeit verwendeten Algorithmen in ihrer Grundidee skizziert und bezüglich wesentlicher Merkmale wie Rechenaufwand und Stabilität kurz beschrieben. Zur ersten Einarbeitung in diesen Themenkreis sind auch Kapitel 4 in Stoer [46] und Kapitel 6 in Stoer, Bulirsch [47] gut geeignet.

Das für unsere Zwecke zentrale Problem war die Berechnung der Eigenwerte und Eigenvektoren einer reellen symmetrischen positiv semidefiniten Matrix A . Dieses Problem läßt sich durch Iteration lösen, jedoch ist der Rechenaufwand bei einer voll besetzten Matrix A zu hoch. Daher zerlegt man die Matrix mittels einer Ähnlichkeitstransformation mit einer geeigneten Matrix T :

$$(1) \quad B = T^{-1}AT$$

und löst das Eigenwertproblem für B . Ist dann y ein Eigenvektor von B und α der dazugehörige Eigenwert, so gilt für $x = Ty$:

$$(2) \quad Ax = ATy = T(T^{-1}ATy) = TBy = T(\alpha y) = \alpha Ty = \alpha x.$$

Umgekehrt kann man zeigen, daß man auf diese Weise ein vollständiges System von Eigenwerten und Eigenvektoren von A bekommt.

Als Iterationsverfahren zur Lösung des Eigenwertproblems für B wurde das sogenannte implizite QL-Verfahren (Abschnitt II/4 in Wilkinson, Reinsch [50]) verwendet, das sich durch hohe Genauigkeit auch bei um Größenordnungen verschiedenen Eigenwerten auszeichnet. Dieses Verfahren setzt jedoch voraus, daß B eine reelle symmetrische Tridiagonalmatrix ist, d.h. nur die Elemente der Hauptdiagonale von B und ihr rechter und linker Nachbar dürfen von Null verschiedene reelle Werte annehmen.

Es bleibt also die Frage zu klären, wie oben die Matrix T zu wählen ist, damit B diese Gestalt bekommt. Dies gelingt (vgl. Abschnitt II/2 in Wilkinson, Reinsch [50]) durch sukzessive Reduktion von A auf Tridiagonalgestalt mit Hilfe sogenannter Householder-Transformationen, T ergibt sich dann als Produkt der Householder-Transformationsmatrizen. Das Besondere bei diesem Vorgehen ist, daß diese Transformationen und damit letztlich auch die Transformation mittels T die Kondition der Matrix A nicht verändern, d.h. Rundungsfehlereinflüsse auf die resultierenden Eigenwerte und Eigenvektoren werden durch Übergang von Matrix A zu Matrix B nicht verstärkt.

Die Rechenzeiten auf einem AT mit einem verhältnismäßig langsamen Koprozessor (80287 mit 4.7 MHz) liegen bei den hier auftretenden $n \times n$ - Matrizen mit $n < 10$ deutlich unter einer Sekunde, während das Aufbauen der Matrizen bei großen Objektezahlen zu Beginn der Segmentierung durchaus einige Sekunden in Anspruch nehmen kann.

In Kapitel IV treten auch allgemeine Eigenwertprobleme der Form

$$(3) \quad Ax = \alpha Bx$$

mit reellen symmetrischen positiv semidefiniten Matrizen A und B auf. Solche werden, falls B nicht singulär ist, üblicherweise nach Cholesky-Zerlegung von B in ein Produkt von Dreiecksmatrizen

$$(4) \quad B = LL^T$$

auf ein gewöhnliches Eigenwertproblem

$$(5) \quad Cy = \alpha y \text{ mit } C = L^{-1}A(L^{-1})^T$$

zurückgeführt. Sind dann α Eigenwert und y Eigenvektor von C, so gilt für

$$(6) \quad x := (L^{-1})^T y:$$

$$(7) \quad Ax = A(L^{-1})^T y = LCy = L(\alpha y) = \alpha L(L^T x) = \alpha Bx.$$

Man kann sich leicht überlegen, daß man auf diesem Wege alle Lösungen des allgemeinen Eigenwertproblems $Ax = \alpha Bx$ erhält.

So läßt sich auch folgende Optimierungsaufgabe lösen:

Ist B nicht singulär und sind (α_i) alle Eigenwerte des Eigenwertproblems $Ax = \alpha Bx$, so gilt

$$(8) \quad \max_{x \neq 0} \frac{x^T Ax}{x^T Bx} = \max_{y \neq 0} \frac{y^T Cy}{y^T y} = \max_i \alpha_i,$$

wobei wie oben

$$(9) \quad C = L^{-1}A(L^{-1})^T$$

und

$$(10) \quad y = L^{-1}x$$

gesetzt wurde.

Die angegebenen Algorithmen sind zur Lösung unserer Eigenwertprobleme sowohl in Bezug auf Genauigkeit als auch Geschwindigkeit voll zufriedenstellend. Das QL-Verfahren liefert allerdings grundsätzlich alle Eigenwerte und Eigenvektoren, obwohl diese nicht immer benötigt werden. Aufgrund der minimalen Rechenzeiten kann man auf die Programmierung eines Verfahrens zur selektiven Ermittlung eines Eigenwertes und Eigenvektors verzichten.

L I T E R A T U R

- [1] Battelle-Institut :
Analyse der Einflußfaktoren des Trinkwasserbedarfs der privaten Haushalte in der Bundesrepublik Deutschland und Prognose bis zum Jahr 2000.
Bericht für das Bundesministerium des Inneren
(BF-R-62.831-2), Frankfurt, 1976.
- [2] Bingemer, F., Tauschwitz, H.-A. :
Ein Modell zur Optimierung der Struktur von Absatzstellen.
In Späth [40] : Fallstudien Cluster-Analyse, 53 - 62.
- [3] Blaschke, G., Liesegang, D.G. :
Die Anwendung der Cluster-Analyse zur Verbesserung kurzfristiger Absatzprognosen für die Produktionsplanung.
DGOR Proceedings 6 (1976), 215 - 218.
- [4] Blaschke, G., Liesegang, D.G. :
Die Klassifizierung von Nachfragekurven zur Verbesserung der kurzfristigen Absatzprognose in einem Betrieb mit modeabhängigem Produktionsprogramm.
In Späth [40] : Fallstudien Cluster-Analyse, 37 - 52.
- [5] Bock, H.H. :
Automatische Klassifikation.
Vandenhoeck & Rupprecht, Göttingen 1974.
- [6] Böcker, F., Gierl, H., Maier, S. :
Preis-Typen.
Absatzwirtschaft 1 / 1988, 92 -97.
- [7] de Boor, C. :
A Practical Guide to Splines.
Applied Mathematical Sciences, Volume 27.
Springer Verlag, New York, 1978.
- [8] Buchmann, K.-H. :
Quantitative Planung des Marketing-Mix auf der Grundlage empirisch verfügbarer Informationen.
Walter de Gruyter, Berlin, New York, 1973.
- [9] Burda GmbH :
MOSA : Modell zur Optimierung der Struktur von Angebotsstellen.
Burda GmbH, Offenburg, 1971 und 1972.

- [10] Elton, E.J., Gruber, M.J. :
Improved Forecasting through the Design of Homogeneous Groups.
J. Bus. 44 (1971), 432 - 450.
- [11] Fakiner, H., Krieger, E., Rohmeier, H. :
Regional differenzierte Analyse und Prognose des Wasserbedarfs der privaten Haushalte in der Bundesrepublik Deutschland.
In Späth [40] : Fallstudien Cluster-Analyse, 113 - 132.
- [12] Feilmeier, M., Fergel, I., Segerer, G. :
Lineare Diskriminanzanalyse und Clusteranalyseverfahren bei Kredit Scoringsystemen.
ZOR 25 (1981) 2, B25 - B38.
- [13] Fersch, F. :
Nutzen- und Entscheidungstheorie. Einführung in die Logik von Entscheidungen.
Westdeutscher Verlag, Opladen, 1975.
- [14] Fischer, G. :
Lineare Algebra.
Vieweg Verlag, Braunschweig, 1978.
- [15] Fisher, W.D. :
On Grouping for Maximum Homogeneity.
J. Am. Stat. Ass. 53 (1958), 789 - 798.
- [16] Friedman, H.P., Rubin, J. :
On Some Invariant Criteria for Grouping Data.
J. Am. Stat. Ass. 62 (1967), 1159 - 1178.
- [17] Green, P.E., Frank, R.E., Robinson, P.J. :
Cluster Analysis in Test Market Selection.
Management Science 13 (1967) 8, B387 - B400.
- [18] Gruner & Jahr :
Brigitte Kommunikations-Analyse 2.
Hamburg, 1986.
- [19] Häußler, W.M. :
Empirische Ergebnisse zu Diskriminanzverfahren bei Kredit-scoringsystemen.
ZOR 23 (1979) 8, B191 - B210.
- [20] Hamann, P. :
Entscheidungsanalyse im Marketing.
Vertriebswirtschaftliche Abhandlungen, Heft 17.
Duncker und Humblot, Berlin, 1975.

- [21] Hanssmann, F. :
Quantitative Betriebswirtschaftslehre.
Oldenbourg, München, Wien, 2. Auflage, 1985.
- [22] Hartigan, J.A. :
Clustering Algorithms.
J. Wiley, New York, 1975.
- [23] Hendry, M., Wilde, K., Ruhland, J. :
Zielgruppen regional aufs Korn genommen.
Absatzwirtschaft 4 / 1984, 79 - 82.
- [24] Jensen, R.E. :
A Dynamic Programming Algorithm for Cluster Analysis.
Op. Res. 17 (1969), 1034 - 1057.
- [25] Klastorin, T.D. :
An Alternative Method for Hospital Partition Determination
using Hierarchical Cluster Analysis.
Op. Res. 30 (1982) 6, 1134 - 1147.
- [26] Koontz, W.L.G., Narendra, P.M., Fukunaga, K. :
A Branch and Bound Clustering Algorithm.
IEEE Trans. Comp. 24 (1975), 908 - 914.
- [27] Lachenbruch, P.A. :
Discriminant analysis.
Hafner Press, New York, 1975.
- [28] Lazarsfeld, P.F., Henry, N.W. :
Latent Structure Analysis.
Houghton Mifflin, Boston 1968.
- [29] Mazanec, J. :
Deterministische und probabilistische Klassifikation in
der Konsumverhaltensforschung. Ein empirischer Anwendungs-
versuch der Quervalidierung clusteranalytischer Verfahren
für qualitative Daten mit der Latent Class - Analyse.
DGOR Proceedings 1980, 296 - 305.
- [30] Mohr, H., Schirmer, A. :
Marktsegmentierung auf der Basis von Käuferpräferenzen.
DGOR Proceedings 1984, 482 - 488.
- [31] Muth, M., Kühl, H. :
Durch Risikosegmentierung zu gewinnbringender Vertriebs-
und Spartenstrategie.
VW 6 / 1982, 320 - 327.

- [32] Rand, W.M. :
Objective Criteria for the Evaluation of Clustering
Methods.
J. Am. Stat. Ass. 66 (1971), 846 - 850.
- [33] Rao, M.R. :
Cluster Analysis and Mathematical Programming.
J. Am. Stat. Ass. 66 (1971), 622 - 626.
- [34] Ruhland, J., Wilde, K.D. :
Die Berücksichtigung regionaler Unterschiede in Struktur,
Marketing und Wettbewerb bei der Außendienststeuerung.
Bank und Markt 5 / 1983.
- [35] Sneath, P.H., Sokal, R.R. :
Numerical Taxonomy.
Freeman and Co., San Franzisco 1973.
- [36] Späth, H. :
Bedarfvorhersage für saisonale Großsortimente im Handels-
unternehmen.
In Späth [41] : Fallstudien Operations Research, Band 1,
134 - 149.
- [37] Späth, H. :
Bedarfvorhersage via Cluster Analysis.
DGOR Proceedings 3 (1973), 414.
- [38] Späth, H. :
Cluster-Analyse-Algorithmen zur Objektklassifikation und
Datenreduktion.
Oldenbourg Verlag, München, 2. Auflage 1977.
- [39] Späth, H. :
Computational Experiences with the Exchange Method applied
to Four Commonly Used Partitioning Cluster Analysis
Criteria.
EJOR 1 (1977) 1, 23 - 31.
- [40] Späth, H. :
Fallstudien Cluster-Analyse.
Oldenbourg Verlag, München 1977.
- [41] Späth, H. :
Fallstudien Operations Research, Band 1.
Oldenbourg Verlag, München 1978.
- [42] Standop, D. :
Neuproduktprognose und Diskriminanzanalyse: Erfahrungen
und Ergebnisse aus einer lokalen Produktinnovation im
Bankbereich.
DGOR Proceedings 15 (1986), 237 - 243.

- [43] Steinhausen, D., Langer, K. :
Cluster-Analyse - Eine Einführung in Methoden und Verfahren der automatischen Klassifikation.
Walter de Gruyter, Berlin, 1977.
- [44] Steinhausen, D., Steinhausen, J. :
Cluster-Analyse als Instrument der Zielgruppendefinition in der Marktforschung.
In Späth [40] : Fallstudien Cluster-Analyse, 9 - 36.
- [45] Steinhausen, D. :
Ein global optimaler Clusteranalysealgorithmus zur Optimierung von Zielfunktionen.
DGOR Proceedings 7 (1977), 97 - 104.
- [46] Stoer, J. :
Einführung in die Numerische Mathematik I.
Springer-Verlag, Berlin, 2. Auflage 1976.
- [47] Stoer, J., Bulirsch, R. :
Einführung in die Numerische Mathematik II.
Springer-Verlag, Berlin, 2. Auflage 1978.
- [48] Vogel, F. :
Subjektivitäten bei der Klassifikation von Einheiten.
DGOR Proceedings 7 (1977), 105 - 117.
- [49] Wells, W.D. :
Life Style and Psychographics.
American Marketing Association, 1974.
- [50] Wilkinson, J.H., Reinsch, C. :
Linear algebra. Handbook for automatic computation.
Grundlehren der mathematischen Wissenschaften, Band 186,
Springer, Berlin, New York, 1971.
- [51] Wirth, N. :
Algorithmen und Datenstrukturen.
Teubner, Stuttgart, 1979.

L e b e n s l a u f

Alexander Bartmann, geboren am 25. November 1959 in München
Eltern : Dr. med. Willy Bartmann und Dr. med. Sigrid Bartmann

Schulbildung in München :

Grundschule an der Farinellistraße	1966 - 1970
Oskar von Miller - Gymnasium	1970 - 1979
Abitur	Juni 1979

Studium an der Ludwig Maximilians - Universität in München :

Zahnheilkunde	1979 - 1985
naturwissenschaftliche Vorprüfung	Oktober 1980
zahnärztliche Vorprüfung	April 1982
Staatsexamen	Januar 1985
Approbation	Februar 1985
Promotion (Dr. med. dent.)	Dezember 1985

Mathematik	1980 - 1983
Vordiplom	April 1981
Diplom	März 1983
Promotion (Dr. rer. nat.)	Juli 1986

Betriebswirtschaftslehre	seit 1985
Vordiplom	November 1985

Ableistung des Wehrdienstes bei der deutschen Bundeswehr als Stabsarzt	April 1985 - Juni 1986
--	------------------------

Berufstätigkeit :

Freier Mitarbeiter (Promotionsförderung) des Unternehmensbereiches Medizintechnik der Siemens AG	August 1983 - April 1985
--	--------------------------

Freier Mitarbeiter (als Mathematiker) der Softron GmbH in Gräfelfing	Januar 1985 - Mai 1987
--	------------------------

Truppenzahnarzt bei der Bundeswehr	April 1985 - Juni 1986
------------------------------------	------------------------

Kassenzahnärztlicher Lehrgang	November 1986
-------------------------------	---------------

Assistenz Zahnarzt in einer Praxis in München	Juli 1986 - Mai 1987
---	----------------------

Eintragung ins Zahnarztregister	Juni 1987
---------------------------------	-----------

Projektleiter der Softron GmbH in Gräfelfing	seit Juni 1987
--	----------------

